TUGAS AKHIR – SS 145561

PEMODELAN TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH PENDUDUK MISKIN DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION*

Vriesia Endira Marita
NRP 1314 030 063

Dosen Pembimbing :
Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes.

Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

TUGAS AKHIR – SS 145561

PEMODELAN TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH PENDUDUK MISKIN DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION*

Vriesia Endira Marita
NRP 1314 030 063

Dosen Pembimbing :
Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes.

Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

FINAL PROJECT – SS 145561

MODELLING OF FACTORS AFFECTING THE POOR PEOPLE IN EAST IN EAST JAVA USING GENERALIZED POISSON REGRESSION

Vriesia Endira Marita
NRP 1314 030 063

Supervisor :
Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes.

Department of Statistics Business
Fakulty of Vocational
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2017

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH PENDUDUK MISKIN DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION*

TUGAS AKHIR
Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Ahli Madya pada
Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
VRIESIA ENDIRA MARITA
NRP. 1314 030 063

SURABAYA, JULI 2017

Menyetujui,
Pembimbing Tugas Akhir

Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes
NIP. 19571007 198303 2 001

Mengetahui,
Kepala Departemen Statistika Bisnis
Fakultas Vokasi ITS

KEMENTERIAN RISET TEKNOLOGI DAN PENDIDIKAN TINGGI INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER FAKULTAS VOKASI
DEPARTEMEN STATISTIKA BISNIS

Dr. Wahyu Wibowo, S.Si., M.Si.
NIP. 19740328 199802 1 001

PEMODELAN TERHADAP FAKTOR-FAKTOR YANG MEMPENGARUHI JUMLAH PENDUDUK MISKIN DI JAWA TIMUR MENGGUNAKAN *GENERALIZED POISSON REGRESSION*

Nama Mahasiswa	**: Vriesia Endira Marita**
NRP	**: 1314 030 063**
Program Studi	**: Diploma III**
Departemen	**: Statistika Bisnis FV ITS**
Dosen Pembimbing	**: Ir. Mutiah Salamah, M. Kes**

ABSTRAK

Penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan dibawah Garis Kemiskinan dikategorikan sebagai penduduk miskin. Jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015 memiliki angka yang cukup tinggi atau diatas rata-rata nasional, jumlah ini meningkat dari tahun 2014. Jumlah penduduk miskin tertinggi di Jawa Timur adalah 292.900 penduduk yang terjadi di Kabupaten Malang dan jumlah terendah terjadi di Kota Blitar dengan jumlah penduduk miskin sebesar 1.000 penduduk. Hal ini diduga karena terdapat faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015, sehingga perlu dilakukan pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur menggunakan metode *Generalized Poisson Regression*. Hasil analisis menunjukkan bahwa Model dari *Generalized Poisson Regression* dipilih menjadi model terbaik. Variabel yang berpengaruh signifikan dalam model adalah tingkat pengangguran terbuka, laju pertumbuhan penduduk, persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal, dan angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun.

Kata Kunci : *Generalized Poisson Regression*, Jumlah Penduduk Miskin, *Overdispersion*, Regresi Poisson

THE MODELING OF FACTORS AFFECTING THE NUMBER OF POOR POPULATION IN EAST JAVA USING GENERALIZED POISSON REGRESSION

Student Name	**: Vriesia Endira Marita**
NRP	**: 1314 030 063**
Programe	**: Diploma III**
Department	**: Statistika Bisnis FV ITS**
Supervisor	**: Ir. Mutiah Salamah, M. Kes**

ABSTRACT

Residents who have an average expenditure per capita per month below the poverty line is categorized as poor. The number of poor people in East Java in 2015 had a high rate or above the national average, the number is increasing from year of 2014. The highest number of poor people in East Java is 292.900 inhabitants that happened in Malang Region and the lowest number of poverty occurred in the city of Blitar, 1.000 inhabitants. This is presumably because there are factors that affect the number of poor people in East Java in 2015, so it is necessary to do the modeling of the factors that affect the number of poor people in East Java using the Generalized Poisson Regression. The analysis showed that the model of Generalized Poisson Regression was chosen to be the best model. The variables were significant in the model is the open unemployment rate, population growth rate, the percentage of population aged 15 years and over who work in the formal sector, and the literacy rate of population aged 15-55 years.

Keywords : *Generalized Poisson Regression, Poverty Number, Overdispersion, Poisson regression*

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat, hidayah, serta karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul "**Pemodelan Terhadap Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Jumlah Penduduk Miskin Di Jawa Timur**". Dalam penyelesaian Tugas Akhir ini, penulis mendapat bantuan dan dukungan dari berbagai pihak, oleh sebab itu dengan hormat penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes sebagai dosen pembimbing yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan, kritik, dan saran kepada penulis hingga selesainya Tugas Akhir ini.
2. Dra. Destri Susilaningrum, M. Si sebagai validator serta dosen penguji dan Iis Dewi Ratih, S. Si., M. Si sebagai dosen penguji yang telah memberikan kritik dan saran demi kesempurnaan Tugas Akhir ini.
3. Dr. Wahyu Wibowo, S. Si., M. Si sebagai kepala Departemen Statistika Bisnis yang telah memberikan fasilitas untuk penyelesaian Tugas Akhir ini.
4. Ir. Sri Pingit Wulandari, M. Si sebagai dosen wali yang telah memberikan dukungan dan motivasi kepada penulis.
5. Seluruh dosen dan karyawan Departemen Statistika Bisnis ITS atas kerja sama dan bantuannya selama ini.
6. Badan Pusat Statistik Provinsi Jawa Timur atas izin dan ketersediaan data yang diperlukan dalam penyusunan Tugas Akhir ini.
7. Orang tua, adik, dan keluarga besar karena telah memberikan segala doa dan kasih sayang selama ini.
8. Mahasiswa Departemen Statistika Bisnis angkatan 2014 yang telah memberikan dukungan dan semangatnya.
9. Fungsionaris HIMADATA-ITS kepengurusan 2015/2016 dan 2016/2017 yang telah memberikan bantuan dan dukungannya.

10. Pihak-pihak lain yang sudah membantu dalam prosen penyusunan Tugas Akhir ini yang tidak dapat disebutkan satu persatu.

Dalam penulisan ini, penulis menyadari banyak kekurangan dalam penyusunan Tugas Akhir ini, oleh karena itu sangat diharapkan kritik dan saran yang membangun. Penulis mengharapkan Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Surabaya, Juli 2017

Penulis

DAFTAR ISI

Halaman

HALAMAN JUDUL i
LEMBAR PENGESAHAN v
ABSTRAK vii
ABSTRACT viii
KATA PENGANTAR ix
DAFTAR ISI xi
DAFTAR GAMBAR xiii
DAFTAR TABEL xiv
DAFTAR LAMPIRAN xv
BAB I PENDAHULUAN
1.1 Latar Belakang 1
1.2 Rumusan Masalah 3
1.3 Tujuan 3
1.4 Manfaat 4
1.5 Batasan Masalah 4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA
2.1 Regresi Poisson 5
2.1.1 Penaksiran Model Regresi Poisson 7
2.1.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson 9
2.3 *Overdispersion* 11
2.4 Model Regresi *Generalized Poisson* (GP) 12
2.4.1 Penaksiran Parameter Model Regresi *Generalized Poisson* (GP) 13
2.4.2 Pengujian Parameter Model Regresi *Generalized Poisson* (GP) 15
2.4.3 Pemilihan Model Terbaik 16
2.5 Kemiskinan 16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN
3.1 Sumber Data 19
3.2 Variabel Penelitian dan Definisi Operasional Variabel 19
3.3 Metode Analisis dan Langkah Analisis 21

BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN

4.1 Karakteristik Data Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2015 25
4.1.1 Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur............. 27
4.1.2 Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur Tahun 2015 28
4.1.3 Laju Pertumbuhan Penduduk di Jawa Timur Tahun 2015 29
4.1.4 Persentase Pengeluaran Per Kapita untuk Non Makanan di Jawa Timur Tahun 2015 30
4.1.5 Persentase Penduduk Usia 15 Tahun Ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal di Jawa Timur Tahun 2015 31
4.1.6 Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun di Jawa Timur Tahun 2015...................... 32
4.1.7 Angka Harapan Hidup di Jawa Timur Tahun 2015 33
4.2 Analisis Regresi Poisson pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur 34
4.2.1 Uji Distribusi Poisson pada Data Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur 35
4.2.2 Pendeteksian Multikolinieritas pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur............ 35
4.2.3 Pemodelan Regresi Poisson pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur 36
4.3 Pemodelan *Generalized Poisson Regression* pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur...... 39
4.4 Pemilihan Model Terbaik terhadap Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur 41

BAB V KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan... 43
5.2 Saran 43
DAFTAR PUSTAKA 45
LAMPIRAN
BIODATA PENULIS

DAFTAR GAMBAR

Halaman

Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Penduduk Miskin 27
Gambar 4.1 Persebaran Tingkat Pengangguran Terbuka..... 28
Gambar 4.2 Persebaran Laju Pertumbuhan Penduduk......... 29
Gambar 4.3 Persebaran Persentase Pengeluaran per Kapita untuk Non Makanan... 30
Gambar 4.4 Persebaran Persentase Penduduk Usia 15 Tahun ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal 32
Gambar 4.5 Persebaran Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun... 33
Gambar 4.6 Persebaran Angka Harapan Hidup 34

DAFTAR TABEL

Halaman

Tabel 3.1 Variabel Penelitian 19
Tabel 4.1 Karakteristik Data Jumlah Penduduk Miskin........ 25
Tabel 4.2 Uji *Kolmogorov Smirnov* pada Jumlah Penduduk Miskin.. 35
Tabel 4.3 Koefisien Korelasi antar Variabel Prediktor 36
Tabel 4.4 Nilai VIF pada Variabel Prediktor.......................... 36
Tabel 4.5 Regresi Poisson... 37
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Regresi Poisson....................... 38
Tabel 4.7 *Generalized Poisson Regression* 39
Tabel 4.8 Estimasi Parameter *Generalized Poisson Regression* 40
Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik 42

DAFTAR LAMPIRAN

		Halaman
Lampiran 1	Surat Pernyataan Sumber Data	47
Lampiran 2	Data Jumlah Penduduk Miskin dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Jawa Timur	48
Lampiran 3	Karakteristik Data	50
Lampiran 4	Perhitungan Selang Rata-Rata	50
Lampiran 5	Uji Distribusi Poisson	52
Lampiran 6	Korelasi Pearson	52
Lampiran 7	Nilai VIF	53
Lampiran 8	Regresi Poisson Y dengan X_3	53
Lampiran 9	Regresi Poisson Y dengan X_3, X_5	54
Lampiran 10	Regresi Poisson Y dengan X_1, X_3, X_5	55
Lampiran 11	Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_5	56
Lampiran 12	Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	57
Lampiran 13	Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6	58
Lampiran 14	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1	59
Lampiran 15	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_3	60
Lampiran 16	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_4	61
Lampiran 17	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_4, X_5	62
Lampiran 18	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	63
Lampiran 19	*Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6	64

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan adalah ketidakmampuan memenuhi standar minimum kebutuhan dasar yang meliputi kebutuhan makan maupun non makan, membandingkan tingkat konsumsi penduduk dengan Garis Kemiskinan (GK) atau jumlah rupiah untuk konsumsi orang perbulan. Garis Kemiskinan (GK) merupakan penjumlahan dari Garis Kemiskinan Makanan (GKM) dan Garis Kemiskinan Non Makanan (GKNM). Penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran per kapita per bulan dibawah Garis Kemiskinan dikategorikan sebagai penduduk miskin (BPS, 2016).

Provinsi Jawa Timur merupakan salah satu provinsi di Pulau Jawa yang memiliki angka kemiskinan cukup tinggi yaitu 12,34 persen pada tahun 2015 atau diatas rata-rata nasional yang sebesar 11,13 persen. Berdasarkan Berita Resmi Statistik No. 64/09/35/Th. XIII, 15 September 2015, jumlah penduduk miskin di Jawa Timur pada bulan Maret 2015 dibandingkan September 2014 naik sebesar 0,06 poin persen dari 12,28 persen pada September 2014 menjadi 12,34 persen pada Maret 2015. Pada periode September 2014-Maret 2015, garis kemiskinan meningkat sebesar 5,25 persen atau Rp.15.226 per kapita per bulan, yaitu dari Rp. 289.945 per kapita per bulan pada September 2014 menjadi Rp.305.171 per kapita per bulan pada Maret 2015. Pada bulan Maret 2015, kontribusi garis kemiskinan makanan terhadap garis kemiskinan sebesar 73,28 persen.

Beberapa penelitian telah dilakukan untuk mengkaji faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin antara lain Pintowati (2012) dengan penelitiannya yang berjudul "Pemodelan Kemiskinan di Provinsi Jawa Timur dengan Pendekatan *Multivariate Adaptive Regression Splines Esemble"* menemukan bahwa persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan, persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor non pertanian, persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun, dan rata-rata lama sekolah berpengaruh signifikan terhadap persentase penduduk miskin di Jawa Timur. Sedangkan Akbar (2013) dengan penelitiannya yang berjudul “Pengaruh Jumlah Penduduk, Tingkat Pengangguran, dan Tingkat Pendidikan terhadap Kemiskinan (Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur)” dan menggunakan metode regresi linier berganda mengungkapkan bahwa tingkat jumlah penduduk, tingkat pengangguran, dan tingkat pendidikan, mempunyai pengaruh secara simultan, tetapi hanya tingkat pengangguran yang berpengaruh secara langsung atau secara singnifikan positif terhadap kemiskinan di Jawa Timur terbukti kebenarannya karena keempat variabel tersebut mampu menjelaskan variabel dependen. Sehingga penelitian ini mengambil faktor-faktor yang diduga mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur yaitu tingkat pengangguran terbuka, laju pertumbuhan penduduk, persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan, persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal, angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun, dan angka harapan hidup.

Jumlah penduduk miskin di Jawa Timur adalah data *count*, sehingga regresi yang tepat digunakan untuk menganalisis adalah regresi poisson. Regresi poisson merupakan salah satu regresi yang digunakan untuk memodelkan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan mengasumsikan variabel respon berdistribusi poisson (Myers, 1990). Asumsi yang harus dipenuhi analisis regresi poisson yaitu tidak terjadi multikolinieritas antar variabel bebas, data berdistribusi poisson, dan nilai *varians* sama dengan *mean*. Namun dalam penerapannya sering dijumpai *varians* dan *mean* tidak sama, misalnya *varians* lebih besar dari *mean*. Kasus seperti ini disebut *overdispersion*. Jika terjadi kasus *overdispersion*, regresi poisson menjadi tidak valid, sehingga perlu metode untuk mengatasi *overdispersion* pada regresi poisson. Model regresi *Generalized Poisson* (GP) merupakan suatu model yang sesuai untuk data *count* dimana terjadi pelanggaran asumsi *mean* sampel sama dengan *varians* sampel pada distribusi poisson, atau dengan kata lain jika terjadi *over/under dispersion*. Sehingga selain μ dalam GP terdapat θ sebagai parameter dispersi (Famoye dkk, 2004).

Penelitian sebelumnya yang menggunakan *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk mengatasi *overdispersion* pada regresi poisson terhadap kasus kemiskinan adalah Fadhillah (2011) dengan judul "Aplikasi Regresi Binomial Negatif dan *Generalized* Poisson dalam Mengatasi *Overdispersion* pada Regresi Poisson (Studi Kasus Data Kemiskinan Provinsi di Indonesia Tahun 2009) menghasilkan kesimpulan bahwa model regresi *Generalized Poisson Regression* lebih baik digunakan dibandingkan model regresi poisson dan binomial negatif untuk kasus jumlah penduduk miskin di Indonesia tahun 2009. Kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015 dalam penelitian ini diduga mengalami *overdispersion* sehingga digunakan metode *Generalized Poisson Regression* (GPR) untuk pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang bahwa jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015 memiliki angka yang cukup tinggi atau diatas rata-rata nasional, jumlah ini meningkat dari tahun 2014. Hal ini diduga karena terdapat faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015, oleh karena itu pada penelitian ini dilakukan pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.

1.3 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah menentukan model faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.

1.4 Manfaat

Manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah dapat digunakan sebagai media informasi mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin sehingga pemerintah dapat mengendalikan jumlah penduduk miskin di Jawa Timur, serta dapat dijadikan sebagai acuan untuk penelitian selanjutnya mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.

1.5 Batasan Masalah

Batasan dalam penelitian ini menggunakan data kasus jumlah penduduk miskin, yang berasal dari 38 Kabupaten/Kota di Jawa Timur tahun 2015.

BAB II
TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Regresi Poisson

Regresi poisson merupakan model regresi non linier yang sering digunakan untuk menganalisis suatu data *count*. Regresi poisson adalah salah satu regresi yang digunakan untuk memodelkan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan mengasumsikan variabel Y berdistribusi poisson (Myers, 1990).

Distribusi poisson merupakan distribusi yang menyatakan banyaknya sukses yang terjadi dalam suatu selang waktu atau daerah tertentu (Walpole, 1995). Uji *Kolmogorov Smirnov* dilakukan untuk mengetahui suatu data berdistribusi poisson atau tidak, dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : Data mengikuti distribusi poisson

H_1 : Data tidak mengikuti distribusi poisson

Statistik uji :

$$D_n = \underset{y}{Sup}\left|S_n(y) - F_0(y)\right| \tag{2.1}$$

Dimana :

$S_n(y)$: suatu fungsi peluang kumulatif data sampel

$F_0(y)$: suatu fungsi distribusi kumulatif poisson

D_n : jarak tegak maksimum antara fungsi distribusi empiris dengan fungsi distribusi poisson

H_0 ditolak jika nilai statistik uji $D_n > D_\alpha$ (Daniel , 1989).

Jika variabel random diskrit Y merupakan distribusi poisson dengan parameter μ maka fungsi peluang dari distribusi poisson itu sendiri dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(y,\mu) = \frac{e^{-\mu}\mu^{y}}{y!}; y = 0,1,2,... \tag{2.2}$$

dengan μ merupakan rata-rata variabel respon yang berdistribusi poisson dimana nilai rata-rata dan varians dari Y mempunyai nilai lebih dari 0.

Regresi poisson juga memiliki asumsi bahwa tidak ada multikolinieritas antar variabel prediktor. Multikolinieritas merupakan adanya korelasi yang tinggi diantara variabel-variabel bebas dalam model. Variabel X_1, X_2, …, X_p dikatakan bersifat saling bebas jika matriks korelasi antar variabel membentuk matriks identitas. Dalam model regresi, adanya korelasi antar variabel prediktor menyebabkan taksiran parameter regresi yang dihasilkan akan memiliki error yang sangat besar.

Pendeteksian kasus multikolinieritas dapat dilihat melalui beberapa cara yaitu sebagai berikut.

1. Jika koefisien korelasi *pearson* (r_{x_i,x_j}) antar variabel prediktor lebih dari 0,95 maka terdapat korelasi antar variabel tersebut. Rumus koefisien korelasi *pearson* adalah sebagai berikut.

$$r_{x_i,x_j} = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(x_j - \overline{x_j})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(x_j - \overline{x_j})^2}}, \; i \neq j \qquad (2.3)$$

2. Nilai VIF (*Varians Inflation Factor*) lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut.

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2} \qquad (2.4)$$

   dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi antara X_j dengan variabel prediktor lainnya (Hocking, 1996).

Jika terjadi kasus multikolinieritas, salah satu metode untuk mengatasinya adalah *Principal Component Analysis* (PCA). Prosedur PCA pada dasarnya adalah bertujuan untuk menyederhanakan variabel yang diamati dengan cara menyusutkan (mereduksi) dimensinya. Hal ini dilakukan dengan cara menghilangkan korelasi diantara variabel bebas melalui transformasi variabel bebas asal ke variabel baru yang tidak berkorelasi sama sekali atau yang biasa disebut dengan *principal component* (Turk, 1991).

Persamaan model regresi poisson dapat ditulis sebagai berikut.

$$\hat{\mu}_i = \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})$$

$$\hat{\mu}_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip})$$

$$\ln(\hat{\mu}_i) = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + ... + \beta_p x_{ip} \tag{2.5}$$

dengan μ_i merupakan rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam interval waktu tertentu.

2.1.1 Penaksiran Parameter Model Regresi Poisson

Metode MLE merupakan salah satu metode penaksiran parameter yang dapat digunakan untuk menaksir parameter suatu model yang diketahui distribusinya. Bentuk umum fungsi *likelihood* untuk regresi poisson adalah sebagai berikut.

$$L(y,\beta) = \prod_{i=1}^{n} f(y_i, \beta)$$

$$L(y,\beta) = \prod_{i=1}^{n} \left\{ \frac{e^{-\mu(x_i,\beta)} \left[\mu(x_i,\beta)\right]^{y_i}}{y_i!} \right\}$$

$$L(y,\beta) = \frac{e^{-\sum_{i=1}^{n} \mu(x_i,\beta)} \left[\prod_{i=1}^{n} \mu(x_i,\beta)^{y_i} \right]}{\prod_{i=1}^{n} y_i!} \tag{2.6}$$

Langkah selanjutnya adalah melakukan turunan parsial fungsi *ln-likelihood* pada persamaan (2.6) terhadap parameter yang akan diestimasi. Fungsi *ln-likelihood* pada persamaan (2.6) adalah sebagai berikut.

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} y_i \ln \mu(x_i,\beta) - \sum_{i=1}^{n} \mu(x_i,\beta) - \sum_{i=1}^{n} \ln \mu(y_i!) \tag{2.7}$$

Jika $\mu(x_i, \beta) = \exp(\mathbf{X}_i{}^T \boldsymbol{\beta})$ maka persamaan (2.7) akan menjadi persamaan (2.8).

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} y_i \ln\left[\exp(\mathbf{X}_i{}^T \boldsymbol{\beta})\right] - \sum_{i=1}^{n} \exp(\mathbf{X}_i{}^T \boldsymbol{\beta}) - \sum_{i=1}^{n} \ln(y_i!)$$

$$\ln L(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^{n} \left[y_i (\mathbf{X}_i{}^T \boldsymbol{\beta}) - \exp(\mathbf{X}_i{}^T \boldsymbol{\beta}) - \ln(y_i!)\right] \qquad (2.8)$$

dinyatakan dengan $\hat{\beta}_k$ yang merupakan penyelesaian dari turunan pertama fungsi logaritma natural dari Likelihood. Selanjutnya persaman (2.8) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ menjadi turunan kedua.

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = 0$$

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = \sum_{i=1}^{n} y_i x_i - \sum_{i=1}^{n} x_i \exp(x_i{}^T \boldsymbol{\beta}) \qquad (2.9)$$

Akan tetapi, penyelesaian dengan cara tersebut sering kali tidak mendapatkan hasil yang eksplisit sehingga alternatif yang bisa digunakan untuk mendapatkan penyelesaian dari MLE adalah dengan metode iterasi numerik yaitu Newton-Raphson. Algoritma metode Newton-Raphson dapat dituliskan sebagai berikut.

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\beta}_{(0)}$. Penentuan nilai awal ini biasanya diperoleh dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yaitu.

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}$$

dengan

$$\mathbf{X}_{\boldsymbol{n \times (k+1)}} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \cdots & x_{k1} \\ 1 & x_{12} & \cdots & x_{k2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \cdots & x_{kn} \end{bmatrix} \text{ dan } \mathbf{y} = \left[y_1 \; y_2 \ldots y_n\right]^T$$

2. Membentuk vektor gradien **g**.

$$\mathbf{g}^T(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})_{(k+1)\times 1} = \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}, ..., \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} \right)_{\beta=\beta_{(m)}}$$

3. Membentuk matriks Hessian **H**.

$$\mathbf{H}\left(\boldsymbol{\beta}_{(m)}\right)_{(k+1)\times(k+1)} = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \cdots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_k} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_k} \\ & & \ddots & \vdots \\ \textit{simetris} & & & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k^2} \end{bmatrix}_{\beta=\beta_{(m)}}$$

dengan $\text{var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = -E\left[\mathbf{H}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}})\right]$

4. Memasukkan nilai $\hat{\beta}_{(0)}$ kedalam elemen-elemen vektor **g** dan matriks **H** hingga diperoleh vektor $\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}\right)$ dan matriks $\mathbf{H}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}\right)$.

5. Mulai dari $m = 0$ dilakukan iterasi pada persamaan:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)} - \mathbf{H}^{-1}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}\right)\mathbf{g}\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}\right)$$

   Nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke-*m*.

6. Jika belum didapatkan penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 5 hingga iterasi ke $m = (m+1)$.

2.1.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Pengujian signifikansi parameter dalam model regresi poisson bertujuan untuk mengetahui parameter tersebut telah menunjukkan hubungan yang tepat atau tidak antara variabel prediktor dengan variabel respon dan mengetahui parameter tersebut berpengaruh signifikan atau tidak terhadap model. Pengujian parameter pada statistika inferensia memegang peranan penting karena digunakan untuk penarikan kesimpulan.

Untuk menguji kelayakan model regresi poisson, terlebih dahulu ditentukan dua buah fungsi *likelihood* yang berhubungan dengan model regresi yang diperoleh. Fungsi-fungsi *likelihood* yang dimaksud adalah $L(\hat{\Omega})$ yaitu nilai *likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$, yaitu nilai *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor. Salah satu metode yang digunakan untuk menentukan statistik uji dalm pengujian parameter model regresi Poisson adalah dengan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). *Likelihood ratio* regresi Poisson dinotasikan dengan persamaan sebagai berikut.

$$\Lambda = \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \qquad (2.10)$$

dengan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_j \neq 0$, j = 1,2,...,k

Menurut Agresti (2002) statistik uji yang digunakan pada metode ini adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = -2\ln\Lambda \qquad (2.11)$$

Jika nilai Λ pada persamaan (2.10) disubstitusikan pada persamaan (2.11) maka statistik uji untuk kelayakan model regresi poisson adalah sebagai berikut.

$$D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = -2\left[\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right)\right] = 2\left(\ln L(\hat{\omega}) - \ln L(\hat{\Omega})\right) \qquad (2.12)$$

Keputusan:

Tolak H_0, jika $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})_{hitung} \geq \chi^2_{k,\alpha}$, dengan k adalah banyaknya variabel bebas. Parameter model regresi poisson yang telah dihasilkan dari estimasi parameter belum tentu mempunyai pengaruh yang signifikan terhadap model. Untuk itu perlu dilakukan pengujian terhadap parameter model regresi Poisson secara parsial. Pengujian parameter secara parsial menggunakan uji statistik *wald*. Nilai *wald* dibandingkan dengan distribusi *chi-square* pada tingkat signifikan α dan derajat bebas 1, atau alternatif lain dibandingkan dengan distribusi normal. Berikut ini adalah hipotesis yang digunakan.

H_0 : $\beta_j = 0$

H_1 : $\beta_j \neq 0$

Statistik uji:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE(\hat{\beta}_j)} \tag{2.13}$$

$SE(\hat{\beta}_j)$ adalah *standar error* atau tingkat kesalahan dari parameter β_j.

Keputusan yang akan diambil adalah tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan.

2.2 *Overdispersion*

Khoshgoftaar, Gao & Szabo (2004) mengatakan bahwa metode regresi poisson mempunyai *equi-dispersion*, yaitu kondisi dimana nilai *mean* dan *varians* dari variabel respon bernilai sama. Namun, ada kalanya terjadi fenomena *over/under dispersion* dalam data yang dimodelkan dengan distribusi poisson yaitu *varians* lebih besar atau lebih kecil daripada *mean*. Taksiran dispersi diukur dengan varians atau *Pearson's Chi-Square* yang dibagi derajat bebas. Data dikatakan mengalami *overdispersion* jika taksiran dispersi kurang dari 1.

Penggunaan model yang baku seperti *Poisson Regression* (PR) pada data yang mengalami (khususnya) *overdispersion* akan membawa konsekuensi pada nilai penduga bagi kesalahan baku yang lebih kecil (*underestimate*) yang selanjutnya dapat mengakibatkan kesalahan (*misleading*) pada inferensia bagi parameter modelnya (Astuti & Yanagawa, 2002). Oleh karena itu diperlukan metode regresi lain yang cocok untuk menyelesaikan fenomena adanya *over/under dispersion* pada data variabel respon.

Untuk menyelidiki kasus *overdispersion* atau tidak, dilakukan pengujian dengan hipotesis.

H_0 : $\theta = 0$ (tidak terjadi kasus *overdispersion*)

H_1 : $\theta \neq 0$ (terjadi kasus *overdispersion*)

Dengan menggunakan taraf signifikan α maka H_0 ditolak jika *P-value* dari estimasi θ yang dihasilkan kurang dari α. Taksiran dispersi diukur dengan nilai devians atau *Pearson's Chi-Square* yang dibagi derajat bebas. Data *over* dispersi jika taksiran dispersi lebih besar 1 dan *under* dispersi jika taksiran dispersi kurang dari 1.

2.3 Model Regresi *Generalized Poisson* (GP)

Model regresi *Generalized Poisson* (GP) merupakan suatu model yang sesuai untuk data *count* dimana terjadi pelanggaran asumsi *mean* sampel sama dengan *varians* sampel pada distribusi poisson, atau dengan kata lain jika terjadi *over/under dispersion.* Sehingga selain μ dalam GP terdapat θ sebagai parameter dispersi.

Model regresi GP mirip dengan model regresi poisson yaitu merupakan suatu model GLM, akan tetapi pada model regresi GP mengasumsikan bahwa komponen randomnya berdistribusi *Generalized Poisson*. Misal, y_i = 0,1,2,... merupakan variabel respon. Distribusi GP diberikan Famoye, dkk (2004) sebagai berikut.

$$f(\mu_i,\theta,y_i)=\left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i}\frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!}\exp\left(\frac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i}\right) \qquad (2.14)$$

Dimana $y_i = 0,1$

Mean dan *varians* model GP adalah sebagai berikut:

$$E(y_i|x_i)=\mu_i \text{ dan } V(y_i|x_i)=\mu_i(1+\theta\mu_i)^2$$

Jika $\theta = 0$ maka model regresi GP akan menjadi regresi poisson biasa. Jika $\theta > 0$, maka model regresi GP merepresentasikan data *count* yang *overdispersion*, dan jika $\theta < 0$ maka merepresentasikan data *count* yang *underdispersion*. Model regresi *Generalized Poisson* mempunyai bentuk yang sama dengan model regresi poisson.

$$\ln(\mu_i)=\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta}=\beta_0+\beta_1x_{i1}+\beta_2x_{i2}+...+\beta_kx_{ik}$$

$$\mu_i=\exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta})=\exp(\beta_0+\beta_1x_{i1}+\beta_2x_{i2}+...+\beta_kx_{ik}) \qquad (2.15)$$

2.3.1 Penaksiran Parameter Regresi *Generalized Poisson* (GP)

Penaksiran parameter pada model regresi *Generalized Poisson* dengan fungsi distribusi pada persamaan (2.15) dilakukan dengan metode MLE (*Maximum Likelihood Estimator*). Fungsi likelihood untuk model GPR adalah sebagai berikut.

$$L(\mu_i,\theta)=\prod_{i=1}^{n} f(\mu_i,\theta)$$

$$L(\mu_i,\theta)=\prod_{i=1}^{n}\left(\left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i}\frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!}\Delta\right)$$

$$L(\mu_i,\theta)=\prod_{i=1}^{n}\left(\left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i}\right)^{y_i}\prod_{i=1}^{n}\frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!}\prod_{i=1}^{n}\Delta\right) \qquad (2.16)$$

Keterangan :

$$\Delta=\exp\left(\frac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i}\right)$$

Selanjutnya persamaan (2.16) diubah dalam bentuk fungsi logaritma natural menjadi.

$$\ln L(\mu_i,\theta) = \ln\left(\prod_{i=1}^{n} \left(\frac{\mu_i}{1+\theta\mu_i} \right)^{y_i} \prod_{i=1}^{n} \frac{(1+\theta y_i)^{y_i-1}}{y_i!} \Delta \right)$$

$$\ln L(\mu_i,\theta) = \sum_{i=1}^{n} \left(\begin{array}{l} y_i \ln(\mu_i) - y_i \ln(1+\theta\mu_i) + (y_i - 1) \\ \ln(1+\theta y_i) - \ln(y_i!) - \dfrac{\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i} \end{array} \right) \qquad (2.17)$$

Keterangan :

$$\Delta = \exp\left(\sum_{i=1}^{n} \left(\frac{-\mu_i(1+\theta y_i)}{1+\theta\mu_i} \right) \right)$$

Dengan mensubstitusikan nilai $\mu_i = \exp\left(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}\right)$ maka diperoleh

$$\ln L(\beta,\theta) = \sum_{i=1}^{n} \left(\begin{array}{l} y_i \ln(\exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})) - y_i \ln(1+\theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})) - \ln(y_i!) \\ + (y_i - 1)\ln(1+\theta y_i) - \dfrac{\exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})(1+\theta y_i)}{1+\theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})} \end{array} \right)$$

$$\ln L(\beta,\theta) = \sum_{i=1}^{n} \left(\begin{array}{l} y_i (\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})) - y_i \ln(1+\theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})) + \\ (y_i - 1)\ln(1+\theta y_i) - \ln(y_i!) - \\ \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})(1+\theta y_i)(1+\theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}))^{-1} \end{array} \right) \qquad (2.18)$$

Kemudian persamaan logaritma natural dari fungsi *Likelihood* diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ dan disamakan dengan nol untuk mendapatkan parameter β . berikut hasil turunan kedua:

$$\frac{\partial \ln L(\beta,\theta)}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = \sum_{i=1}^{n} \left(\mathbf{Y}_i \mathbf{X}_i^T - y_i \theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})(1+\theta \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}))^{-1} - \Delta \right) \qquad (2.19)$$

Keterangan :

$$\Delta = (1+\theta y_i) \left(\begin{array}{l} \mathbf{X}_i^T \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta})(1+\theta(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}))^{-1} - \theta x_i^T (\exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}))^2 \\ (1+\theta(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}))^{-2} \end{array} \right)$$

Jika ingin mendapatkan penaksir parameter θ maka persamaan tersebut diturunkan terhadap θ dan disamakan dengan nol. Bentuk turunan yang dihasilkan yaitu.

$$\frac{\partial \ln L(\beta,\theta)}{\partial\theta} = \sum_{i=1}^{n}\left(\begin{array}{l} y_i \exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta})(1+\theta\exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta}))^{-1} + y_i \\ (y_i - 1)(1+\theta y_i)^{-1} - \Delta \end{array} \right) \quad (2.20)$$

Keterangan :

$$\Delta = \exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta})\left(\begin{array}{l} y_i(1+\theta\exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta}))^{-1} - (1+\theta y_i)\exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta}) \\ (1+\theta\exp(\mathbf{X}_i^T\boldsymbol{\beta}))^{-2} \end{array} \right)$$

Penurunan fungsi ln *likelihood* terhadap $\boldsymbol{\beta}^{\boldsymbol{T}}$ dan θ seringkali menghasilkan persamaan yang eksplisit sehingga digunakan metode numerik, iterasi Newton-Raphson seperti dalam sub bab 2.1.1 untuk mendapatkan alternatif penyelesaian.

2.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi *Generalized Poisson* (GP)

Pengujian parameter model GPR dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) seperti pada pengujian parameter model Regresi Poisson, dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_k = 0$

H_1 : paling sedikit ada satu $\beta_j \neq 0$; j = 1,2,...,k

Statistik uji yang digunakan adalah sebagai berikut.

$$D\left(\hat{\beta}_j\right) = -2\ln\left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})}\right) \quad (2.21)$$

Dengan $L\left(\hat{\Omega}\right)$ yaitu nilai *Likelihood* untuk model lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$, yaitu nilai *Likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor.

Tolak H_0 jika $D\left(\hat{\boldsymbol{\beta}}_j\right) > \chi^2_{(k,\alpha)}$. Jika H_0 ditolak berarti paling tidak ada satu $\hat{\beta}_j \neq 0$ yang menunjukkan bahwa x_j berpengaruh secara signifikan terhadap model. Pengujian dilanjutkan dengan uji secara partial dengan hipotesis:

H_0 : $\beta_j = 0$

H_1 : $\beta_j \neq 0$;j = 1,2,...,k

Statistik uji yang digunakan yaitu.

$$Z = \frac{\hat{\beta}_j}{SE\left(\hat{\beta}_j\right)} \tag{2.22}$$

H_0 akan ditolak jika $\left|Z_{hitung}\right| > Z_{\alpha/2}$ dimana α adalah tingkat signifikansi yang digunakan.

2.3.3 Pemilihan Model Terbaik

Pemodelan diperlukan untuk mendapatkan hubungan yang menggambarkan variabel respon dan variabel prediktor. Ada beberapa metode dalam menentukan model terbaik pada regresi *Generalized Poisson*, salah satunya adalah *Akaike Information Criterion* (AIC). Menurut Bozdogan (2000) AIC didefinisikan sebagai berikut:

$$AIC = -2\ln L(\boldsymbol{\beta}) + 2p \tag{2.23}$$

dimana $L(\boldsymbol{\beta})$ adalah nilai *likelihood*, dan p adalah jumlah parameter. Model terbaik regresi *Generalized Poisson* adalah model yang mempunyai nilai AIC terkecil.

2.4 Kemiskinan

Kemiskinan adalah ketidakmampuan memenuhi standar minimum kebutuhan dasar yang meliputi kebutuhan makan maupun non makan, membandingkan tingkat konsumsi penduduk dengan garis kemiskinan atau jumlah rupiah untuk konsumsi orang perbulan (BPS, 2016). Faktor pertama yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin adalah jumlah penduduk. Jumlah penduduk yang besar apabila diikuti dengan kualitas yang memadai merupakan modal pembangunan yang handal, namun apabila kualitas rendah justru akan menjadi beban pembangunan.

Pertumbuhan penduduk yang cepat akan berdampak negatif terhadap penduduk miskin terutama yang paling miskin (Budiono, 1992).

Faktor lain yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin adalah pertumbuhan ekonomi. Menurut Bediono (1992) pertumbuhan ekonomi merupakan proses kenaikan output perkapita dalam jangka panjang. Pertumbuhan ekonomi yang dibutuhkan untuk mengurangi jumlah penduduk miskin adalah pertumbuhan ekonomi yang tinggi dan berkualitas. Faktor yang juga mempengaruhi jumlah penduduk miskin adalah pendidikan dan kesehatan. Menurut Sachs di dalam bukunya *The End of Proverty* salah satu mekanisme dalam penuntasan kemiskinan ialah pengembangan modal manusia terutama pendidikan dan kesehatan (Sachs, 2005). Menurut Todaro dan Smith (2006) kesehatan merupakan inti dari kesejahteraan dan pendidikan adalah hal yang pokok untuk menggapai kehidupan yang memuaskan dan berharga. Pendidikan memainkan peran utama dalam membentuk kemampuan suatu negara berkembang untuk menyerap teknologi modern dan untuk mengembangkan kapasitas agar tercipta pertumbuhan serta pembangunan yang berkelanjutan. Kesehatan merupakan persyaratan bagi peningkatan produktivitas, sementara keberhasilan pembangunan juga bertumpu pada kesehatan yang baik.

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Sumber data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder mengenai jumlah penduduk miskin dan faktor-faktor yang mempengaruhi di Jawa Timur tahun 2015 yang dapat dilihat pada Lampiran 2. Data diperoleh dari publikasi BPS Provinsi Jawa Timur tahun 2015 dengan bukti surat pernyataan pada Lampiran 1. Unit observasi dalam penelitian ini adalah 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

3.2 Variabel Penelitian dan Definisi Operasional Variabel

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari dua jenis, yaitu variabel respon dan variabel prediktor.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan	Skala
Y	Jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015	Rasio
X_1	Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di Jawa Timur tahun 2015	Rasio
X_2	Laju pertumbuhan penduduk di Jawa Timur tahun 2015	Rasio
X_3	Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan di Jawa Timur tahun 2015	Rasio
X_4	Persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal	Rasio
X_5	Angka Melek Huruf penduduk usia 15-55 tahun di Jawa Timur tahun 2015	Rasio
X_6	Angka Harapan Hidup di Jawa Timur tahun 2015	Rasio

Penjelasan dari variabel-variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Tingkat Pengangguran Terbuka

Pengangguran terbuka terdiri dari mereka yang tak punya pekerjaan dan mencari pekerjaan, mereka yang tak punya pekerjaan dan mempersiapkan usaha, mereka yang tak punya pekerjaan karena merasa tidak mungkin mendapatkan pekerjaan, dan mereka yang sudah punya pekerjaan tetapi belum modal bekerja. Tingkat Pengangguran Terbuka adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja (BPS, 2016).

2. Laju Pertumbuhan Penduduk

Laju pertumbuhan penduduk adalah perubahan jumlah penduduk di suatu wilayah tertentu setiap tahunnya (BPS, 2016).

3. Pengeluaran Per Kapita untuk Non Makanan

Pengeluaran per kapita adalah biaya yang dikeluarkan untuk konsumsi semua anggota rumah tangga selama sebulan dibagi dengan banyaknya anggota rumah tangga. Pengeluaran rumah tangga dibedakan menurut kelompok makanan dan bukan makanan (BPS, 2016).

4. Persentase penduduk Usia 15 Tahun ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal

Persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal adalah persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja pada orang lain atau instansi/kantor/perusahaan secara tetap dengan menerima upah/gaji baik berupa uang maupun barang. Buruh yang tidak mempunyai majikan tetap, tidak digolongkan sebagai buruh/karyawan, tetapi sebagai pekerja bebas. Seseorang dianggap memiliki 1 (satu majikan (orang/rumah tangga) yang sama dalam sebulan terakhir, khusus pada sektor bangunan batasannya tiga bulan. Apabila majikannya instansi/lembaga, boleh lebih dari satu (BPS, 2016).

5. Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun

Angka melek huruf (dewasa) adalah proporsi seluruh penduduk berusia 15 tahun keatas yang dapat membaca dan menulis dalam huruf latin atau lainnya (BPS, 2016).

6. Angka Harapan Hidup

Angka harapan hidup pada waktu lahir adalah suatu perkiraan rata-rata lamanya hidup sejak lahir yang dapat dicapai oleh suatu penduduk. Pembangunan program kesehatan dan pembangunan sosial ekonomi dapat dilihat dari angka harapan hidup penduduk suatu negara (BPS, 2016).

Struktur data pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

Tabel 3.2 Struktur Data

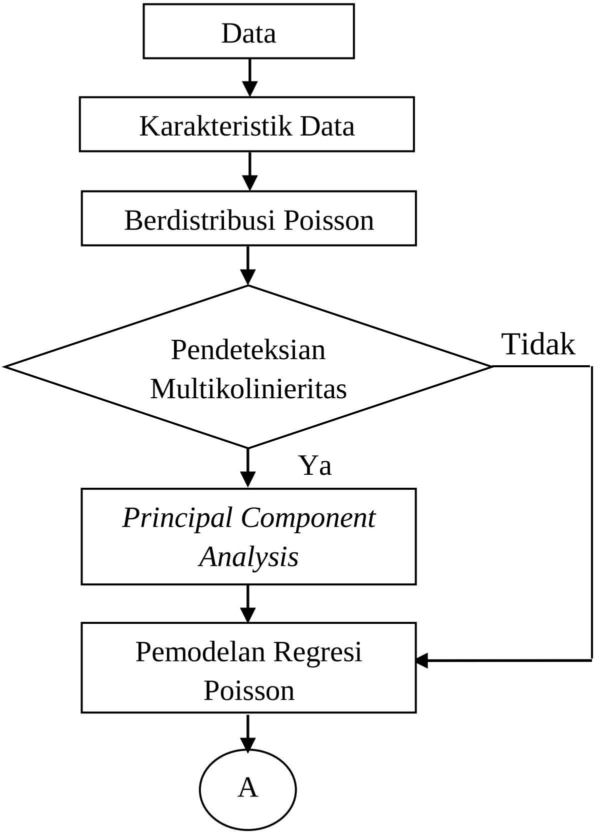
No.	Kabupaten/Kota	Y	X_1	X_2	...	X_6
1	Kab. Pacitan	Y_1	X_{11}	X_{21}	...	X_{61}
2	Kab. Ponorogo	Y_2	X_{12}	X_{22}	...	X_{62}
3	Kab. Trenggalek	Y_3	X_{13}	X_{23}	...	X_{63}
. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .	. . .
37	Kota Surabaya	Y_{37}	X_{137}	X_{237}	...	X_{637}
38	Kota Batu	Y_{38}	X_{138}	X_{238}	...	X_{638}

3.3 Metode Analisis dan Langkah Analisis

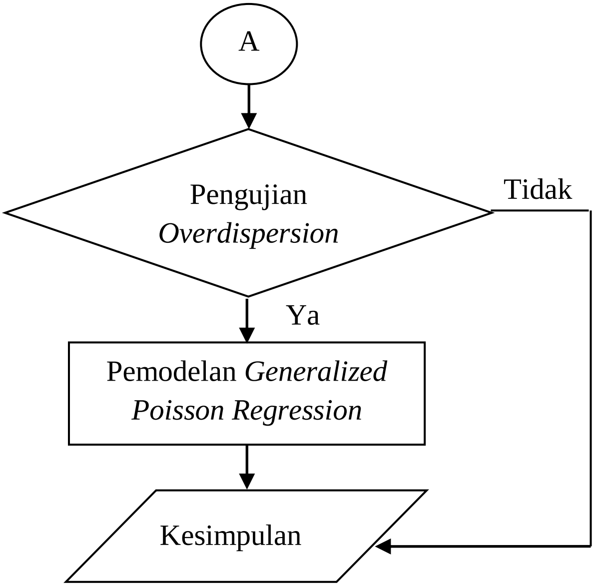
Metode analisis yang digunakan untuk menjawab permasalahan dalam penelitian ini adalah metode *Generalized Poisson Regression* dengan langkah-langkah analisis yang diuraikan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik data jumlah penduduk miskin dan faktor-faktor yang mempengaruhi di Jawa Timur.
2. Pengujian distribusi poisson pada data jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.
3. Melakukan identifikasi multikolinieritas pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.
4. Melakukan analisis regresi poisson pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.
5. Pengujian *overdispersion* pada regresi poisson terhadap kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.
6. Melakukan analisis *Generalized Poisson Regression* pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.
7. Mengambil kesimpulan dan saran.

Berdasarkan langkah analisis, diagram alir dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.



Gambar 3.1 Diagram Alir



Gambar 3.1 Diagram Alir (lanjutan)

Halaman ini sengaja dikosongkan

BAB IV
ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dijelaskan mengenai analisis yang dilakukan untuk mencapai tujuan penelitian ini yaitu mengetahui pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur dengan menggunakan metode *Generalized Poisson Regression.*

4.1 Karakteristik Data Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2015

Karakteristik data jumlah penduduk miskin beserta faktor-faktor yang diduga mempengaruhinya berdasarkan Lampiran 3 adalah sebagai berikut.

Tabel 4.1 Karakteristik Data Jumlah Penduduk Miskin

Variabel	Rata-rata	Standar Deviasi	Minimum	Maksimum
Y	125.795	750.673	1.000	292.900
X_1	4,36	1,71	0,97	8,46
X_2	0,60	0,33	0,06	1,60
X_3	52,49	5,90	42,53	66,25
X_4	16,62	8,14	4,43	35,26
X_5	99,70	0,91	96,07	100
X_6	70,96	2,05	65,73	73,85

Tabel 4.1 menunjukkan bahwa rata-rata jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015 adalah 125.795 penduduk dengan standar deviasi 750.673. Besarnya nilai standar deviasi ini menunjukkan keragaman yang besar di wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur mengenai jumlah penduduk miskin. Jumlah penduduk miskin tertinggi di Jawa Timur adalah 292.900 penduduk yang terjadi di Kabupaten Malang dan jumlah terendah terjadi di Kota Blitar dengan jumlah penduduk miskin sebesar 1.000 penduduk.

Rata-rata Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) di wilayah kabupaten/kota Jawa Timur tahun 2015 adalah 4,363 persen. Keragaman data yang ditunjukkan oleh nilai standar deviasi sebesar 1,707 berarti bahwa nilai TPT di wilayah kabupaten/kota tidak terlalu beragam. Kabupaten Ponorogo memiliki TPT yang paling rendah sebesar 0,97 persen dan TPT yang paling tinggi adalah Kota Blitar sebesar 8,46 persen.

Laju pertumbuhan penduduk wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 memiliki rata-rata sebesar 0,60 dengan standar deviasi 0,33. Laju pertumbuhan penduduk yang paling rendah di wilayah Kabupaten Lamongan sebesar 0,06 dan tertinggi di wilayah Kabupaten Sidoarjo dengan laju pertumbuhan penduduk sebesar 1,60.

Rata-rata persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan adalah 52,49 persen dengan keragaman data sebesar 5,90. Pengeluaran terkecil terjadi di wilayah Kabupaten Bangkalan sebesar 42,53 persen, sedangkan Kota Surabaya memiliki pengeluaran per kapita untuk non makanan tertinggi yaitu sebesar 66,25 persen.

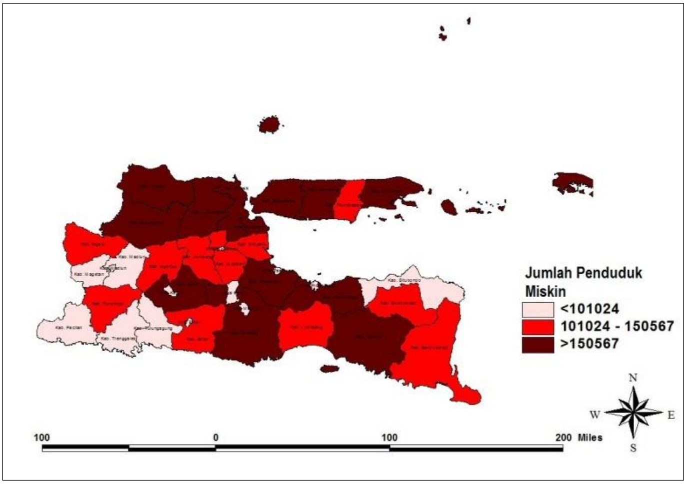
Persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal (instansi/kantor/perusahaan) secara tetap di wilayah kabupaten/kota Jawa Timur tahun 2015 memiliki rata-rata 16,62 persen, dengan standar deviasi 8,14. Wilayah yang memiliki persentase terendah yaitu di Kabupaten Sampang sebesar 4,43 persen dan tertinggi terjadi di Kota Malang sebesar 35,26 persen.

Rata-rata angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun di Jawa Timur adalah 99,70 dengan nilai standar deviasi sebesar 0,19. Nilai standar deviasi ini menunjukkan bahwa angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun di wilayah kabupaten/kota memiliki keragaman yang kecil, hal ini dapat dilihat dari nilai nilai minimum atau angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun terkecil sebesar 96,07 yang terjadi di Kabupaten Situbondo sedangkan angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun tertinggi sebesar 100 yang terjadi di 34 wilayah kabupaten/kota. Maka dapat dikatakan sebagian besar penduduk usia 15-55 tahun dapat membaca dan menulis kalimat sederhana.

Angka harapan hidup di Jawa Timur memiliki rata-rata di masing-masing wilayah kabupaten/kota sebesar 70,96 dengan nilai keragaman data yang ditunjukkan oleh nilai standar deviasi sebesar 2,05. Kabupaten Bondowoso adalah wilayah yang memiliki angka harapan hidup terendah jika dibandingkan dengan wilayah kabupaten/kota lainnya yaitu sebesar 65,73, sedangkan wilayah yang memiliki angka harapan hidup tertinggi adalah Kota Surabaya. Hal ini diduga karena masyarakat di Kota Surabaya mendapatkan fasilitas kesehatan yang memadai.

4.1.1 Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Jumlah penduduk miskin pada tahun 2015 masih tergolong tinggi yaitu mencapai 12,34 persen. Persebaran jumlah penduduk miskin di wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 adalah sebagai berikut.

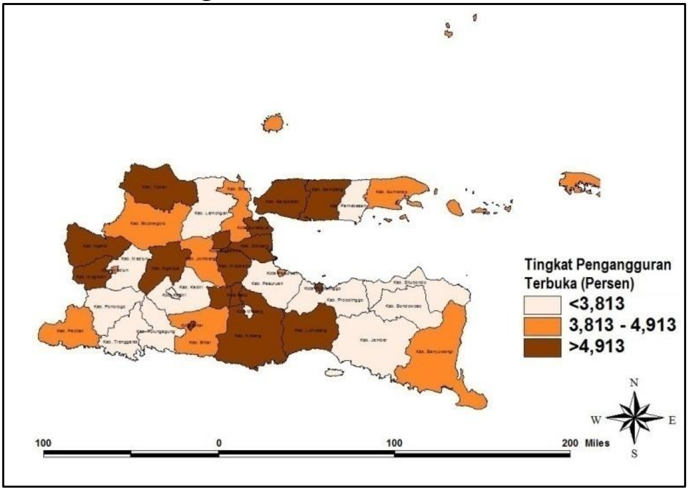


Gambar 4.1 Persebaran Jumlah Penduduk Miskin

Rata-rata jumlah penduduk miskin di Jawa Timur dengan selang 95% antara 101.024 sampai 150.567 penduduk (perhitungan pada Lampiran 4). Gambar 4.1 menunjukkan bahwa jumlah penduduk miskin paling tinggi terjadi di Kabupaten Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Gresik, Bangkalan, Sampang, Sumenep, Kediri, Pasuruan, Malang, Jember, Probolinggo, dan Kota Surabaya dengan lebih dari 150.567 penduduk miskin. Kabupaten Pacitan, Trenggalek, Tulungagung, Madiun, Magetan, Situbondo, serta Kota Kediri, Blitar, Malang, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Madiun, Batu memiliki jumlah penduduk miskin kurang dari nilai batas bawah rentang rata-rata yaitu 101.024 penduduk. Sementara wilayah kabupaten/kota lain berada dalam rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur.

4.1.2 Tingkat Pengangguran Terbuka di Jawa Timur Tahun 2015

Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. TPT merupakan faktor kuat yang berpengaruh terhadap kemiskinan karena secara teori jika masyarakat tidak menganggur berarti mempunyai pekerjaan dan penghasilan sehingga dapat memenuhi kebutuhan hidup, hal ini mampu menekan jumlah penduduk miskin. Persebaran TPT di wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 adalah sebagai berikut.

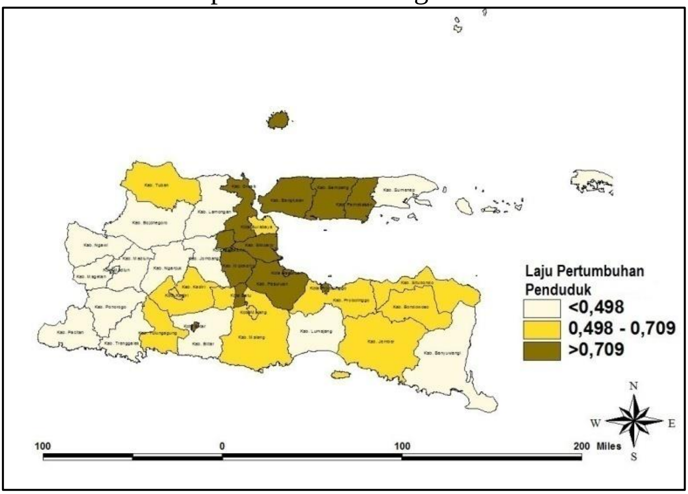


Gambar 4.2 Persebaran Tingkat Pengangguran Terbuka

Gambar 4.2 memberikan informasi bahwa persebaran tingkat pengangguran terbuka dibedakan menjadi 3 kategori, yaitu kurang dari batas bawah rentang rata-rata, dalam rentang rata-rata, dan lebih dari batas atas rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur (Perhitungan pada Lampiran 4). Wilayah kabupaten/kota yang memiliki TPT lebih dari batas atas rentang rata-rata atau lebih dari 4,913 persen adalah Kabupaten Lumajang, Nganjuk, Magetan, Ngawi, Tuban, Bangkalan, Mojokerto, Malang, Sampang, Sidoarjo, serta Kota Blitar, Probolinggo, Mojokerto, Surabaya dan Batu. Kabupaten Pacitan, Bojonegoro, Jombang, Blitar, Banyuwangi, Gresik, Sumenep, serta Kota Pasuruan, Madiun memiliki TPT dalam rentang rata-rata (3,813 – 4,913 persen), sedangkan wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur yang lain memiliki TPT di kurang dari batas bawah rentang rata-rata. TPT yang tinggi menunjukkan bahwa terdapat banyak angkatan kerja yang tidak terserap pada pasar kerja.

4.1.3 Laju Pertumbuhan Penduduk di Jawa Timur Tahun 2015

Salah satu faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin adalah jumlah penduduk. Jumlah penduduk yang besar apabila diikuti dengan kualitas yang memadai merupakan modal pembangunan yang handal, namun apabila kualitas rendah justru akan menjadi beban pembangunan. Laju pertumbuhan penduduk di wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 dapat digambarkan melalui peta tematik sebagai berikut.

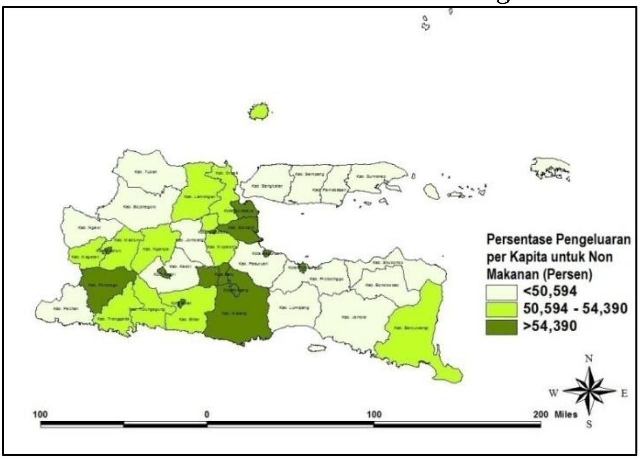


Gambar 4.3 Persebaran Laju Pertumbuhan Penduduk

Gambar 4.3 memberikan informasi bahwa persebaran laju pertumbuhan penduduk di wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 dibedakan menjadi kurang dari batas bawah rentang rata-rata (kurang dari 0,498), rentang rata-rata (0,498 – 0,709), dan lebih dari batas atas rentang rata-rata (lebih dari 0,709). Wilayah yang memiliki laju pertumbuhan penduduk kurang dari batas bawah rentang rata-rata antara lain Kabupaten Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Lumajang, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Ngawi, Bojonegoro, Lamongan, Blitar, Banyuwangi, Sumenep serta Kota Madiun. Kabupaten Tulungagung, Bondowoso, Tuban, Kediri, Jember, Malang, Probolinggo, Situbondo, Kota Kediri, Malang, Surabaya termasuk wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 memiliki laju pertumbuhan penduduk dalam rentang rata-rata, sementara wilayah kabupaten/kota lainnya memiliki laju pertumbuhan penduduk lebih dari batas atas rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur.

4.1.4 Persentase Pengeluaran Per Kapita untuk Non Makanan di Jawa Timur Tahun 2015

Persebaran persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan di Jawa Timur tahun 2015 adalah sebagai berikut.

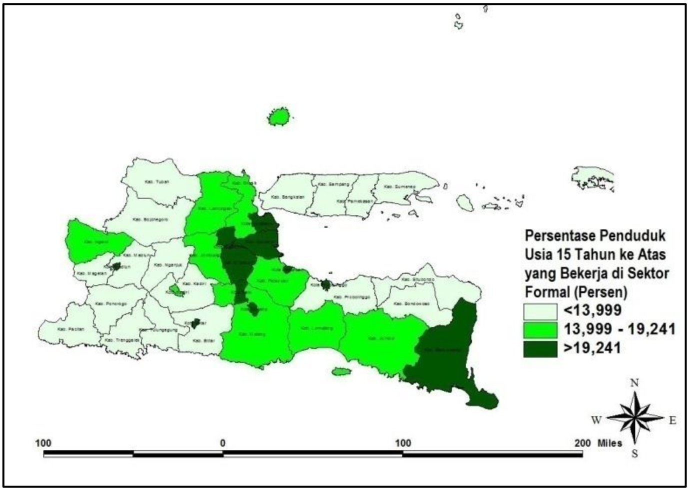


Gambar 4.4 Persebaran Persentase Pengeluaran Per Kapita untuk Non Makanan

Berdasarkan Gambar 4.4 diketahui persebaran wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 berdasarkan persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan. Terdapat 16 wilayah kabupaten/kota yang memiliki kategori persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan kurang dari batas bawah rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur (kurang dari 50,594 persen), nilai terendah adalah 42,53 persen yaitu pada Kabupaten Bangkalan. Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan dalam rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur (50,594 – 54,390 persen) terdapat di 10 wilayah kabupaten/kota, sedangkan wilayah kabupaten/kota lainnya berada pada kategori lebih dari batas atas rentang rata-rata (lebih dari 54,390 persen). Persentase tertinggi untuk pengeluaran per kapita untuk non makanan adalah 66,25 persen yaitu pada Kota Surabaya, hal ini diindikasikan akibat Kota Surabaya merupakan kota besar sehingga masyarakat di Kota Surabaya cenderung konsumtif.

4.1.5 Persentase Penduduk Usia 15 Tahun ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal di Jawa Timur Tahun 2015

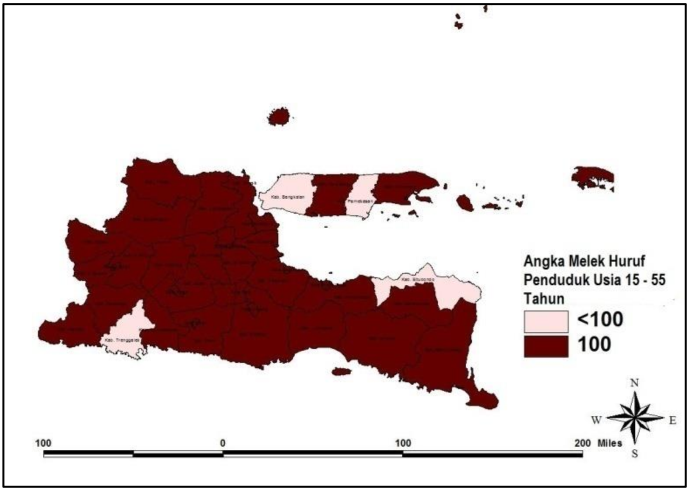
Penduduk yang bekerja di sektor formal artinya penduduk tersebut mempunyai status atau kedudukan dalam pekerjaan utamanya adalah bekerja dibantu buruh tetap/ buruh dibayar atau buruh/karyawan/pegawai. Persebaran wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 berdasarkan persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal menunjukkan bahwa wilayah kabupaten/kota yang memiliki persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal di bawah 13,999 persen antara lain Kabupaten Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Bondowoso, Nganjuk, Madiun, Magetan, Bojonegoro, Tuban, Bangkalan, Pamekasan, Blitar, Kediri, Probolinggo, Sampang, Situbondo, dan Sumenep. Maka dapat dikatakan sebagian besar wilayah kabupaten/kota memiliki persentase penduduk usia 15 tahun ke atas di kurang dari batas bawah rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur.



Gambar 4.5 Persebaran Persentase Penduduk Usia 15 Tahun ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal

4.1.6 Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun di Jawa Timur Tahun 2015

Angka melek huruf adalah proporsi penduduk yang dapat membaca dan menulis kalimat sederhana dalam aksara tertentu, yaitu huruf latin, huruf arab, atau lainnya. Faktor ini termasuk dalam indikator pendidikan, pendidikan memainkan peran utama dalam membentuk kemampuan suatu negara berkembang untuk menyerap teknologi modern dan untuk mengembangkan kapasitas agar tercipta pertumbuhan dan pembangunan yang berkelanjutan.

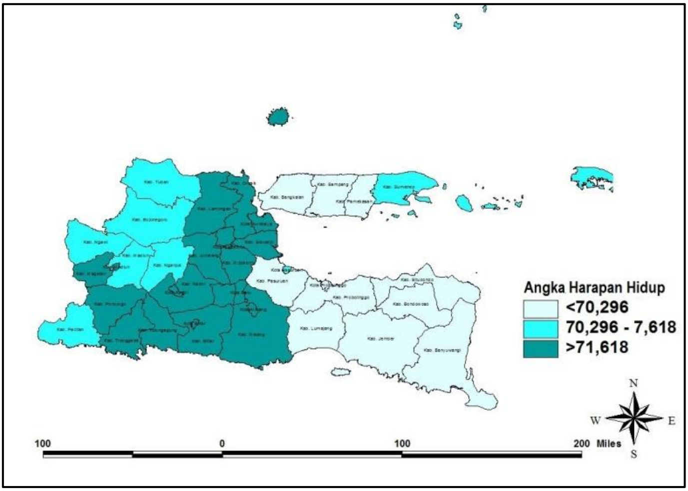


Gambar 4.6 Persebaran Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun

Gambar 4.6 menunjukkan bahwa Angka Melek Huruf di Jawa Timur tahun 2015 pada semua wilayah kabupaten/kota memiliki nilai yang tinggi, yaitu pada selang 96,07 persen sampai dengan 100 persen. 34 wilayah kabupaten/kota Jawa Timur tahun 2015 memiliki angka melek huruf pada penduduk usia 15-55 tahun 100%. Hal ini memberikan informasi bahwa sebagian besar penduduk usia 15-55 tahun di semua wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 dapat membaca dan menulis kalimat sederhana dalam aksara tertentu.

4.1.7 Angka Harapan Hidup di Jawa Timur Tahun 2015

Faktor yang diduga mempengaruhi jumlah penduduk miskin salah satunya adalah angka harapan hidup. Pembangunan program kesehatan dan pembangunan sosial ekonomi dapat dilihat dari angka harapan hidup penduduk suatu negara. Persebaran wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 berdasarkan angka harapan hidup adalah sebagai berikut.



Gambar 4.7 Persebaran Angka Harapan Hidup

Gambar 4.7 memberikan informasi bahwa sebagian besar wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 memiliki Angka Harapan Hidup lebih dari batas atas rentang rata-rata Provinsi Jawa Timur (perhitungan pada Lampiran 4), hal ini dapat diketahui berdasarkan Angka Harapan Hidup pada 19 wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 lebih dari 71,618 persen. Angka Harapan Hidup di Jawa Timur tahun 2015 tertinggi dimiliki oleh Kota Surabaya yaitu sebesar 73,85 persen.

4.2 Analisis Regresi Poisson pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Jumlah penduduk miskin adalah data *count*, regresi poisson merupakan model regresi non linier yang sering digunakan untuk menganalisis suatu data *count*. Regresi poisson adalah regresi yang digunakan untuk memodelkan faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015.

4.2.1 Uji Distribusi Poisson pada Data Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Uji distribusi poisson digunakan untuk mengetahui apakah suatu data mengikuti distribusi poisson atau tidak, untuk melakukan uji tersebut dapat menggunakan uji *Kolmogorov Smirnov*. Uji *Kolmogorov Smirnov* pada data jumlah penduduk miskin di Jawa Timur pada Lampiran 5 menunjukkan hasil sebagai berikut.

Hipotesis :

H_0 : Data jumlah penduduk miskin mengikuti distribusi poisson

H_1 : Data jumlah penduduk miskin tidak mengikuti distribusi poisson

Statistik uji : $D_n = \underset{y}{Sup}\left|S_n(y) - F_0(y)\right|$

Daerah Penolakan : H_0 ditolak, jika $D_n > D_\alpha$

Berikut adalah hasil uji *Kolmogorov Smirnov* pada data jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015 (Lampiran 5).

Tabel 4.2 Uji *Kolmogorov Smirnov* pada Jumlah Penduduk Miskin

N	D_n	D_α	P-*value*
38	0,48	0,22	0,00

Tabel 4.2 menunjukkan bahwa 38 data jumlah penduduk miskin berdasarkan wilayah kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2015 menghasilkan nilai D_n pada uji Kolomogorov Smirnov 0,48 dengan p-*value* 0,00. Hal ini berarti didapatkan keputusan H_0 ditolak, sehingga dapat dikatakan bahwa data jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tidak mengikuti distribusi poisson, sehingga asumsi regresi poisson untuk menganalisis kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tidak terpenuhi, dan mengindikasi adanya *over/underdispersion* atau nilai *mean* tidak sama dengan nilai varians.

4.2.2 Pendeteksian Multikolinieritas pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Beberapa cara yang dilakukan untuk pendeteksian kasus multikolinieritas adalah dengan melihat koefisien korelasi antar variabel prediktor dan nilai *Variance Inflation Factors* (VIF).

Pendeteksian multikolinieritas pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur adalah sebagai berikut.

Tabel 4.3 Koefisien Korelasi antar Variabel Prediktor

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
X_2	0,26				
X_3	0,25	0,11			
X_4	0,43	0,27	0,74		
X_5	0,26	-0,12	0,35	0,35	
X_6	0,26	-0,09	0,66	0,42	0,30

Berdasarkan Tabel 4.3 yang mengacu pada Lampiran 6 diketahui bahwa semua nilai koefisien korelasi antar variabel prediktor kurang dari 0,95, hal ini berarti tidak ada korelasi antar variabel tersebut. Selanjutnya dilakukan dengan nilai VIF yaitu sebagai berikut.

Tabel 4.4 Nilai VIF pada Variabel Prediktor

Variabel	VIF
X_1	1,39
X_2	1,25
X_3	3,49
X_4	2,84
X_5	1,26
X_6	2,00

Tabel 4.4 yang mengacu pada Lampiran 7 menunjukkan bahwa nilai VIF pada masing-masing variabel prediktor kurang dari 10, sehingga dapat disimpulkan bahwa tidak adanya multikolinieritas pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur.

4.2.3 Pemodelan Regresi Poisson pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Pemodelan regresi poisson dilakukan dengan melakukan regresi pada semua kemungkinan kombinasi variabel yang ada yaitu sebanyak 6 variabel sehingga kombinasinya adalah sebanyak 63. Model yang didapatkan kemudian dipilih berdasarkan nilai *Akaike's Information Criterion* (AIC) terkecil dan jumlah parameter yang signifikan terbanyak. Pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur yang terbentuk dengan taraf signifikansi 5% yang mengacu pada Lampiran 8-13 adalah sebagai berikut.

Tabel 4.5 Regresi Poisson

Variabel	Parameter Signifikan	AIC	Deviance/df
X_3	β_0, β_1	15.139	411,39
X_3, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2$	14.264	398,06
X_1, X_3, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$	13.850	397,53
X_1, X_2, X_3, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$	13.441	397,12
X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5$	13.240	403,22
X_1, X_2, X_3, X_4, X_4, X_5, X_6	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$	13.112	412,03

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa semua variabel yang masuk dalam model menghasilkan parameter yang signifikan termasuk intersepnya. Model yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 13.112 adalah model yang melibatkan semua variabel dalam pemodelan (model penuh). Model ini kemudian dipilih sebagai model terbaik dari regresi poisson untuk selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak dan parsial.

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan memperhatikan nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$, hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_6 = 0$ (semua parameter tidak berpengaruh signifikan dalam model)

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_j \neq 0$, j = 1,2,...,6 (paling tidak ada satu parameter yang berpengaruh signifikan dalam model)

Nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ yang diperoleh adalah 12.773 dengan derajat bebas 6. Nilai devians dibandingkan dengan nilai *chi-square* sebesar 12,592 yang berarti bahwa $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{0,05;6}$ sehingga H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa paling tidak ada satu parameter yang berpengaruh signifikan dalam model. Selanjutnya untuk mengetahui variabel mana yang berpengaruh secara signifikan pada model, perlu dilakukan pengujian signifikansi parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut.

H_0 : $\beta_j = 0$ (Variabel ke-j tidak berpengaruh signifikan dalam model)

H_1 : $\beta_j \neq 0$ (Variabel ke-j berpengaruh signifikan dalam model)

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	Standar Error	Z	P-*value*
β_0	-12,35	0,59	-20,95	<0,0001
β_1	-0,08	$3{,}45 \times 10^{-3}$	-22,12	<0,0001
β_2	0,38	$1{,}55 \times 10^{-2}$	24,55	<0,0001
β_3	-0,08	$1{,}61 \times 10^{-3}$	-47,21	<0,0001
β_4	-0,01	$9{,}81 \times 10^{-4}$	-12,19	<0,0001
β_5	0,21	$5{,}71 \times 10^{-3}$	37,30	<0,0001
β_6	0,03	$3{,}07 \times 10^{-3}$	11,33	<0,0001

Tabel 4.6 menunjukkan estimasi parameter regresi poisson sekaligus menunjukkan hasil uji signifikansi parameter menggunakan nilai Z. Dapat diketahui bahwa keseluruhan parameter memiliki nilai | Z | yang lebih besar dari $Z_{0,025}$ yaitu 1,96 dan nilai p-*value* yang sangat kecil yaitu kurang dari 0,0001 yang berarti kurang dari taraf signifikansi yang digunakan (5%). Hal ini berarti bahwa seluruh parameter regresi poisson berpengaruh signifikan dalam model. Model yang didapatkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp\begin{pmatrix} -12{,}35 - 0{,}08X_1 + 0{,}38X_2 - 0{,}08X_3 - 0{,}01X_4 + 0{,}21X_5 \\ + 0{,}03X_6 \end{pmatrix}$$

Berdasarkan model, variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur adalah tingkat pengangguran terbuka (X_1), laju pertumbuhan penduduk (X_2), persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan (X_3), persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal (X_4), angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_5), dan angka harapan hidup (X_6).

Model regresi poisson yang dihasilkan memiliki nilai AIC yang besar serta nilai deviance yang diperoleh 12.773 dengan derajat bebas 31. Nilai deviance yang telah dibagi derajat bebasnya adalah 412,03 jauh lebih dari 1 yang menunjukkan bahwa terjadi *overdispersion*. Sehingga, keseluruhan model yang didapatkan tidak bisa digunakan karena tidak terpenuhinya asumsi *equidispersion*.

4.3 Pemodelan *Generalized Poisson Regression* pada Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur Tahun 2015

Generalized Poisson Regression merupakan model regresi poisson yang digunakan jika terjadi kasus *over/underdispersion.* Sehingga pada kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur yang mengalami *overdispersion* menggunakan metode *Generalized Poisson Regression. Generalized Poisson Regression* dapat mengatasi *overdispersion* karena fungsi distribusi peluangnya memuat parameter disperse di dalamnya. Pemodelan dilakukan dengan melakukan regresi pada semua kemungkinan kombinasi variabel yang ada sehingga kombinasinya adalah sebanyak 63. Pemodelan terhadap faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur yang terbentuk dengan taraf signifikansi 5% yang mengacu pada Lampiran 14-19 adalah sebagai berikut.

Tabel 4.7 *Generalized Poisson Regression*

Variabel	Parameter Signifikan	AIC	Deviance	Parameter Dispersi
X_1	β_0, β_1	639,1	633,1	0,04
X_1, X_3	$\beta_0, \beta_1, \beta_2$	638,9	630,9	0,04
X_1, X_2, X_4	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$	626,8	616,8	0,03
X_1, X_2, X_4, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$	626,3	614,3	0,03
X_1, X_2, X_3, X_4, X_5	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_4, \beta_5$	627,5	613,5	0,03
X_1, X_2, X_3, X_4, X_4, X_5, X_6	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_4, \beta_5$	629,2	613,2	0,03

Tabel 4.7 menunjukkan bahwa semua variabel yang masuk dalam model menghasilkan parameter yang signifikan termasuk intersepnya. Model yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu sebesar 626,3 adalah model yang melibatkan 4 variabel dalam pemodelan yaitu X_1, X_2, X_4, dan X_5. Nilai parameter dispersi yang menunjukkan nilai lebih dari 0 membuktikan bahwa terjadi *overdispersion* yang telah diatasi dengan parameter disperse tersebut. Model ini kemudian dipilih sebagai model terbaik dari regresi poisson untuk selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter secara serentak dan parsial.

Pengujian parameter secara serentak dilakukan dengan memperhatikan nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$, hipotesis yang digunakan adalah sebagai berikut.

H_0 : $\beta_1 = \beta_2 = \cdots = \beta_4 = 0$ (semua parameter tidak berpengaruh signifikan dalam model)

H_1 : paling tidak ada satu $\beta_j \neq 0$, j = 1, 2, 3, 4 (paling tidak ada satu parameter yang berpengaruh signifikan dalam model)

Nilai $D(\hat{\boldsymbol{\beta}})$ yang diperoleh adalah 614,3 dengan derajat bebas 4. Nilai devians dibandingkan dengan nilai *chi-square* sebesar 9,488 yang berarti bahwa $D(\hat{\boldsymbol{\beta}}) > \chi^2_{0,05;4}$ sehingga H_0 ditolak. Maka dapat disimpulkan bahwa paling tidak ada satu parameter yang berpengaruh signifikan dalam model. Estimasi parameter dan pengujian parameter secara parsial untuk model adalah sebagai berikut.

Tabel 4.8 Estimasi Parameter *Generalized Poisson Regression*

Parameter	Estimasi	Standar Error	Z	P-*value*
β_0	-154,57	29,84	-5,18	<0,0001
β_1	-1,05	0,13	-7,78	<0,0001
β_2	2,23	0,51	4,39	<0,0001
β_3	-0,24	0,04	-6,08	<0,0001
β_4	1,71	0,31	5,53	<0,0001

Tabel 4.8 menunjukkan estimasi parameter *generalized poisson regression* sekaligus menunjukkan hasil uji signifikansi parameter menggunakan nilai Z. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian signifikansi parameter secara parsial adalah sebagai berikut.

H_0 : $\beta_j = 0$ (Variabel tidak berpengaruh signifikan dalam model)

H_1 : $\beta_j \neq 0$ (Variabel berpengaruh signifikan dalam model)

Dapat diketahui bahwa keseluruhan parameter memiliki nilai | Z | yang lebih besar dari $Z_{0,025}$ yaitu 1,96 dan nilai p-*value* yang sangat kecil yaitu kurang dari 0,0001 yang berarti kurang dari taraf signifikansi yang digunakan (5%). Hal ini berarti bahwa seluruh parameter *generalized poisson regression* berpengaruh signifikan dalam model. Model yang didapatkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{\mu} = \exp\left(-154{,}57 - 1{,}05X_1 + 2{,}23X_2 - 0{,}24X_4 + 1{,}71X_5\right)$$

Model tersebut menggambarkan bahwa variabel yang signifikan mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Jawa Timur adalah tingkat pengangguran terbuka (X_1), laju pertumbuhan penduduk (X_2), persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal (X_4), dan angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_5).

4.4 Pemilihan Model Terbaik terhadap Kasus Jumlah Penduduk Miskin di Jawa Timur

Pemilihan model terbaik dilakukan dengan kriteria AIC dengan ketentuan model yang memiliki AIC terkecil memiliki kebaikan model yang lebih baik. Selain itu, banyaknya parameter yang signifikan juga diperhatikan. Berikut adalah kriteria model terbaik dari model yang terpilih menggunakan regresi poisson dan *Generalized Poisson Regression*.

Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik

Metode	AIC	Parameter Signifikan	*Overdispersion*
Regresi Poisson	13.112	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$	Ya
Generalized Poisson Regression	626,3	$\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$	Teratasi

Tabel 4.9 memberikan informasi bahwa terjadi kasus *overdispersion* pada regresi poisson sehingga model yang dihasilkan tidak dapat digunakan karena asumsi *equidispersion* tidak terpenuhi. *Generalized Poisson Regression* digunakan untuk mengatasi kasus *overdispersion* pada regresi poisson menghasilkan nilai AIC yang lebih kecil dibandingkan dengan regresi poisson. Sehingga model dari *Generalized Poisson Regression* dipilih sebagai model yang terbaik.

BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dijelaskan, didapatkan kesimpulan model terbaik yang didapatkan menggunakan metode *Generalized Poisson Regression* yaitu

$$\hat{\mu} = \exp(-154{,}57 - 1{,}05X_1 + 2{,}23X_2 - 0{,}24X_4 + 1{,}71X_5 .$$

Variabel yang berpengaruh signifikan dalam model adalah tingkat pengangguran terbuka (X_1), laju pertumbuhan penduduk (X_2), persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal (X_4), dan angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun (X_5)

5.2 Saran

Tingkat pengangguran terbuka, laju pertumbuhan penduduk, persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal, dan angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun secara statistik berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin di Jawa Timur, sehingga pemerintah daerah dan institusi-institusi terkait perlu memperhatikan faktor tersebut untuk menekan jumlah penduduk miskin di Jawa Timur yang sampai saat ini jumlahnya cukup tinggi.

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR PUSTAKA

Akbar, Tegar Rizki. 2013. *Pengaruh Jumlah Penduduk, Tingkat Pengangguran, dan Tingkat Pendidikan terhadap Kemiskinan (Studi Kasus di Provinsi Jawa Timur)*. Surabaya : Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur

Astuti, E.T & Yanagawa, T. 2002. *Testing Trend for Count Data with Extra-Poisson Variability*. Biometrics, 58, 398-402.

Boediono. 1992. *Teori Pertumbuhan Ekonomi*. Yogyakarta. BPFE.

Bozdogan, H. 2000. *Akaike's Information Criterion and Recent Developments in Information Complexity*. Mathematical Psychology, 44, 62-91.

BPS. 2016. *Statistik Indonesia*. Jakarta.

Cameron & Trivedi. 1998. *Regression Analysis of Count Data*. United Kingdom: Cambridge University Press.

Daniel, W. W. (1989). *Statistik Nonparametik Terapan.* Jakarta: Gramedia.

Fadhillah, Fitriana. 2011. *Aplikasi Regresi Binomial Negatif dan Generalized Poisson dalam Mengatasi Overdispersion pada Regresi Poisson (Studi Kasus Data Kemiskinan Provinsi di Indonesia Tahun 2009).* Jakarta : Universitas Islam Negeri Syarif Hidayatullah Jakarta

Famoye, F., Wulu, J. T. & Singh, K. P. 2004. *On The Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data*. Journal of Data Science 2 (2004).

Hocking, R.R. 1996. *Methods and Applications of Linear Models*. New York: John Wiley and Sons, Inc.

Khoshgoftaar, T.M., Gao, K, Szabo, R.M. 2004. *Comparing Software Fault Predictions of Pure and Zero-Inflated Poisson Regression Models.* International Journal of System Science 36,11 : 705-715.

Myers, R.H. 1990. *Classical and Modern Regression with Aplication, Second Edition.* Boston: PWS-KENT Publishing Company

Pintowati, Wahyuning. 2012. *Pemodelan Kemiskinan di Propinsi Jawa Timur dengan Pendekatan Multivariate Adaptive Regression Splines Esemble*. Surabaya :Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Sachs, Jeffrey D. (2005). *The end of poverty: Economic possibilities for our time*. Penguin Books, New York.

Todaro, M. P and S. C. Smith. 2006. *Pembangunan Ekonomi*. Jilid 1. Edisi 9. Alih Bahasa. Penerbit Erlangga. Jakarta.

Turk, M., Pentland, A. 1991. *Eigenfaces for recognition.* Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86.

Walpole, R.E. 1995. *Metode Pengantar Statistika*. Jakarta: PT. Gramedia Pustaka Utama.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Pernyataan Sumber Data

SURAT PERNYATAAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini, mahasiswa Departemen Statistika Bisnis Fakultas Vokasi ITS :

Nama : Vriesia Endira Marita

NRP : 1314030063

Menyatakan bahwa data yang digunakan dalam Tugas Akhir ini merupakan data sekunder yang diambil dari Publikasi yaitu :

Sumber : www.jatim.bps.go.id

Keterangan : Data kasus jumlah penduduk miskin di Jawa Timur tahun 2015

Surat Pernyataan ini dibuat dengan sebenarnya. Apabila terdapat pemalsuan data, maka saya siap menerima sanksi sesuai dengan peraturan yang berlaku.

Mengetahui,
Dosen Pembimbing Tugas Akhir,

(Ir. Mutiah Salamah Chamid, M. Kes)
NIP. 19571007 198303 2 001

Surabaya, 3 Juli 2017
Yang Membuat Pernyataan,

(Vriesia Endira Marita)
NRP. 1314 030 063

Lampiran 2 Data Jumlah Penduduk Miskin dan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi di Jawa Timur

Kabupaten/Kota	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6
Pacitan	921	4,47	0,27	49,45	9,34	100	71,05
Ponorogo	1032	0,97	0,18	54,54	5,34	100	72,08
Trenggalek	922	3,68	0,35	51,11	7,98	97,53	72,91
Tulungagung	874	2,46	0,51	52,43	12	100	73,28
Blitar	1141	3,95	0,40	51,32	11,69	100	72,8
Kediri	1994	2,79	0,52	50,55	12,62	100	72,14
Malang	2929	5,02	0,68	54,66	17,76	100	71,98
Lumajang	1185	4,95	0,37	44,08	17,38	100	69,27
Jember	2695	2,6	0,52	48,42	18,16	100	68,2
Banyuwangi	1460	4,77	0,38	52,4	23,94	100	70,03
Bondowoso	1137	2,55	0,56	46,65	12,13	100	65,73
Situbondo	912	1,75	0,56	46,34	11,46	96,07	68,28
Probolinggo	2370	3,57	0,69	49,21	11,98	100	66,15
Pasuruan	1692	2,51	0,78	49,37	17,07	100	69,83
Sidoarjo	1361	6,41	1,60	58,02	29,5	100	73,63
Mojokerto	1139	6,3	0,93	51,02	21	100	71,96
Jombang	1338	4,05	0,53	50,2	15,03	100	71,67
Nganjuk	1320	6,11	0,38	50,86	10,62	100	70,97
Madiun	847	2,1	0,31	52,53	11,38	100	70,36
Magetan	712	6,99	0,13	53,11	8,26	100	72,01
Ngawi	1293	6,05	0,12	47,25	17,95	100	71,53
Bojonegoro	1940	3,99	0,34	49,07	13,17	100	70,51
Tuban	1966	5,01	0,51	47,2	13,62	100	70,55
Lamongan	1826	3,03	0,06	53,11	16,34	100	71,67
Gresik	1708	4,1	1,18	54,02	17,88	100	72,3
Kabupaten/Kota	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6

Bangkalan	2162	5,67	0,90	42,53	6,37	98,2	69,72
Sampang	2404	5	1,18	44,47	4,43	100	67,58
Pamekasan	1469	2,51	1,09	44,74	4,8	96,79	66,86
Sumenep	2168	4,26	0,46	45,73	7,19	100	70,42
Kota Kediri	238	2,07	0,69	62,27	18,29	100	73,62
Kota Blitar	10	8,46	0,73	59,81	30,38	100	73
Kota Malang	391	3,8	0,63	60,79	35,26	100	72,6
Kota Probolinggo	187	7,28	0,99	59,06	25,66	100	69,72
Kota Pasuruan	145	4,01	0,77	57,43	23,94	100	70,84
Kota Mojokerto	77	5,57	0,79	60,34	33,92	100	72,69
Kota Madiun	86	4,88	0,36	64,34	28,19	100	72,41
Kota Surabaya	1657	5,1	0,52	66,25	24,63	100	73,85
Kota Batu	94	7,01	0,95	60,02	25,03	100	72,16

Keterangan :

Y : Jumlah penduduk miskin

X_1 : Tingkat pengangguran terbuka

X_2 : Laju pertumbuhan penduduk

X_3 : Persentase pengeluaran per kapita untuk non makanan

X_4 : Persentase penduduk usia 15 tahun ke atas yang bekerja di sektor formal

X_5 : Angka melek huruf penduduk usia 15-55 tahun

X_6 : Angka harapan hidup

Lampiran 3 Karakteristik Data

Descriptive Statistics: Y, X1, X2, X3, X4, X5, X6

Variable	Mean	StDev	Minimum	Maximum
Y	125795	77910	1000	292900
X1	4.363	1.730	0.970	8.460
X2	0.6032	0.3319	0.0600	1.6000
X3	52.492	5.970	42.530	66.250
X4	16.62	8.24	4.43	35.26
X5	99.700	0.925	96.070	100.000
X6	70.957	2.080	65.730	73.850

Lampiran 4 Perhitungan Selang Rata-Rata

1. Jumlah Penduduk Miskin (Y)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$125795 - 1{,}96\sqrt{\frac{6069937269}{38}} \le \mu \le 125795 + 1{,}96\sqrt{\frac{6069937269}{38}}$$

$$101023{,}3 \le \mu \le 150566{,}7$$

2. Tingkat Pengangguran Terbuka (X_1)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$4{,}363 - 1{,}96\sqrt{\frac{2{,}991}{38}} \le \mu \le 4{,}363 + 1{,}96\sqrt{\frac{2{,}991}{38}}$$

$$3{,}813 \le \mu \le 4{,}913$$

3. Laju Pertumbuhan Penduduk (X_2)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$0{,}6032 - 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}1102}{38}} \le \mu \le 0{,}6032 + 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}1102}{38}}$$

$$0{,}498 \le \mu \le 0{,}709$$

4. Persentase Pengeluaran per Kapita untuk Non Makanan (X_3)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$52{,}492 - 1{,}96\sqrt{\frac{35{,}645}{38}} \le \mu \le 52{,}492 + 1{,}96\sqrt{\frac{35{,}645}{38}}$$

$$50{,}594 \le \mu \le 54{,}390$$

5. Persentase Penduduk Usia 15 Tahun ke Atas yang Bekerja di Sektor Formal (X_4)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$16{,}62 - 1{,}96\sqrt{\frac{67{,}93}{38}} \le \mu \le 16{,}62 + 1{,}96\sqrt{\frac{67{,}93}{38}}$$

$$13{,}999 \le \mu \le 19{,}241$$

6. Angka Melek Huruf Penduduk Usia 15-55 Tahun (X_5)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$99{,}7 - 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}856}{38}} \le \mu \le 99{,}7 + 1{,}96\sqrt{\frac{0{,}856}{38}}$$

$$99{,}406 \le \mu \le 99{,}994$$

7. Angka Harapan Hidup (X_6)

$$\overline{X} - Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}} \le \mu \le \overline{X} + Z_{\alpha/2}\sqrt{\frac{\sigma^2}{n}}$$

$$70{,}957 - 1{,}96\sqrt{\frac{4{,}326}{38}} \le \mu \le 70{,}957 + 1{,}96\sqrt{\frac{4{,}326}{38}}$$

$$70{,}296 \le \mu \le 71{,}618$$

Lampiran 5 Uji Distribusi Poisson

One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test

		Y
N		38
Poisson Parameter[a,b]	Mean	1257.9474
Most Extreme Differences	Absolute	.480
	Positive	.480
	Negative	-.434
Kolmogorov-Smirnov Z		2.960
Asymp. Sig. (2-tailed)		.000

a. Test distribution is Poisson.

b. Calculated from data.

Lampiran 6 Korelasi Pearson

Correlations: X1, X2, X3, X4, X5, X6

	X1	X2	X3	X4	X5
X2	0.257				
	0.120				
X3	0.248	0.107			
	0.134	0.524			
X4	0.427	0.270	0.741		
	0.007	0.101	0.000		
X5	0.263	-0.115	0.345	0.348	
	0.111	0.493	0.034	0.033	
X6	0.263	-0.087	0.663	0.424	0.296
	0.110	0.603	0.000	0.008	0.071

Cell Contents: Pearson correlation
P-Value

Lampiran 7 Nilai VIF

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	-20934	13041	-1.61	0.119	
X1	-64.41	71.48	-0.90	0.374	1.387
X2	485.9	353.5	1.37	0.179	1.250
X3	-73.48	32.85	-2.24	0.033	3.492
X4	-16.82	21.45	-0.78	0.439	2.837
X5	255.8	127.5	2.01	0.054	1.264
X6	11.40	71.28	0.16	0.874	1.996

Lampiran 8 Regresi Poisson Y dengan X_3

```
> kombinasi3<-glm(formula=Y~X3,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi3)
Call:
glm(formula = Y ~ X3, family = poisson, data = data)

Deviance Residuals:
   Min       1Q     Median      3Q      Max
-36.291  -15.147   -3.923    8.351   49.043
Coefficients:
                 Estimate      Std. Error    z value    Pr(>|z|)
(Intercept) 10.6223903  0.0444891  238.76   <2e-16 ***
X3               -0.0678064  0.0008782  -77.21   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 14810  on 36  degrees of freedom
AIC: 15139
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 9 Regresi Poisson Y dengan X_3, X_5

```
> kombinasi17<-glm(formula=Y~X3+X5,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi17)
Call:
glm(formula = Y ~ X3 + X5, family = poisson, data = data)

Deviance Residuals:
   Min      1Q     Median      3Q     Max
-35.611  -15.240   -2.119    5.998   48.499
Coefficients:
                Estimate    Std. Error    z value    Pr(>|z|)
(Intercept) -3.9130815  0.5230838  -7.481   7.39e-14 ***
X3              -0.0773920  0.0009454 -81.865  < 2e-16 ***
X5               0.1507331  0.0053765  28.035  < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 13932  on 35  degrees of freedom
AIC: 14264
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 10 Regresi Poisson Y dengan X_1, X_3, X_5

```
> kombinasi27<-
glm(formula=Y~X1+X3+X5,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi27)
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X3 + X5, family = poisson, data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q     Median      3Q      Max
-31.232  -16.224   -2.604    7.982   50.018
Coefficients:
             Estimate   Std. Error  z value   Pr(>|z|)
(Intercept) -5.8226968  0.5249060  -11.09   <2e-16 ***
X1          -0.0613471  0.0030134  -20.36   <2e-16 ***
X3          -0.0763184  0.0009615  -79.38   <2e-16 ***
X5           0.1719335  0.0054120   31.77   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 13516  on 34  degrees of freedom
AIC: 13850
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 11 Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_5

```
> kombinasi43<-
glm(formula=Y~X1+X2+X3+X5,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi43)
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X5, family = poisson, data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q    Median       3Q      Max
-31.208  -14.326   -3.531    9.549   49.389
Coefficients:
              Estimate  Std. Error  z value   Pr(>|z|)
(Intercept) -8.7232514  0.5460298  -15.98   <2e-16 ***
X1          -0.0770501  0.0031378  -24.56   <2e-16 ***
X2           0.3044822  0.0149034   20.43   <2e-16 ***
X3          -0.0774422  0.0009554  -81.05   <2e-16 ***
X5           0.2004326  0.0056135   35.70   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 13105  on 33  degrees of freedom
AIC: 13441
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 12 Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

```
> kombinasi57<-
glm(formula=Y~X1+X2+X3+X4+X5,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi57)
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5, family = poisson, data =
data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-30.255  -15.581   -2.781    9.261   48.513
Coefficients:
              Estimate   Std. Error  z value   Pr(>|z|)
(Intercept) -1.023e+01  5.583e-01  -18.32   <2e-16 ***
X1          -6.374e-02  3.249e-03  -19.62   <2e-16 ***
X2           3.271e-01  1.489e-02   21.97   <2e-16 ***
X3          -6.522e-02  1.284e-03  -50.79   <2e-16 ***
X4          -1.371e-02  9.647e-04  -14.21   <2e-16 ***
X5           2.107e-01  5.679e-03   37.09   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 12903  on 32  degrees of freedom
AIC: 13240
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 13 Regresi Poisson Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6

```
> kombinasi63<-
glm(formula=Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,data=data,family=poisson)
> summary(kombinasi63)
Call:
glm(formula = Y ~ X1 + X2 + X3 + X4 + X5 + X6, family = poisson,
    data = data)

Deviance Residuals:
    Min       1Q     Median      3Q      Max
-29.551  -16.721   -3.586    7.165   48.254
Coefficients:
              Estimate   Std. Error   z value   Pr(>|z|)
(Intercept) -1.235e+01  5.897e-01  -20.95   <2e-16 ***
X1          -7.632e-02  3.451e-03  -22.12   <2e-16 ***
X2           3.810e-01  1.552e-02   24.55   <2e-16 ***
X3          -7.619e-02  1.614e-03  -47.21   <2e-16 ***
X4          -1.195e-02  9.805e-04  -12.19   <2e-16 ***
X5           2.128e-01  5.706e-03   37.30   <2e-16 ***
X6           3.482e-02  3.073e-03   11.33   <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1
(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)
Null deviance: 21338  on 37  degrees of freedom
Residual deviance: 12773  on 31  degrees of freedom
AIC: 13112
Number of Fisher Scoring iterations: 5
```

Lampiran 14 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	633.1
AIC (smaller is better)	639.1
AICC (smaller is better)	639.8
BIC (smaller is better)	644.0

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	21.7318	3.1718	38	6.85	<.0001	0.05	15.3109	28.1527	-0.00002
a1	-2.2824	0.4175	38	-5.47	<.0001	0.05	-3.1276	-1.4372	-9.01E-6
teta	0.03843	0.004686	38	8.20	<.0001	0.05	0.02894	0.04791	-0.00002

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	teta
1	a0	14.6701	111.08	16.9796
2	a1	111.08	846.82	150.96
3	teta	16.9796	150.96	45653

Lampiran 15 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_3

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	630.9
AIC (smaller is better)	638.9
AICC (smaller is better)	640.1
BIC (smaller is better)	645.4

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	31.0784	9.9126	38	3.14	0.0033	0.05	11.0114	51.1454	-4.88E-7
a1	-1.8141	0.3418	38	-5.31	<.0001	0.05	-2.5060	-1.1222	-1.33E-6
a3	-0.2216	0.1489	38	-1.49	0.1448	0.05	-0.5230	0.07972	-0.00001
teta	0.03725	0.004551	38	8.18	<.0001	0.05	0.02804	0.04646	-3.82E-6

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	a3	teta
1	a0	17.2511	128.69	1023.44	20.4518
2	a1	128.69	969.48	7628.13	186.68
3	a3	1023.44	7628.13	60766	1243.07
4	teta	20.4518	186.68	1243.07	48491

Lampiran 16 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_4

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	616.8
AIC (smaller is better)	626.8
AICC (smaller is better)	628.7
BIC (smaller is better)	635.0

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	16.8031	1.4730	38	11.41	<.0001	0.05	13.8212	19.7850	-5.23E-7
a1	-1.0506	0.1366	38	-7.69	<.0001	0.05	-1.3271	-0.7741	-7.14E-9
a2	2.2714	0.5388	38	4.22	0.0001	0.05	1.1807	3.3621	-8.99E-8
a4	-0.2420	0.04093	38	-5.91	<.0001	0.05	-0.3249	-0.1592	-2.18E-7
teta	0.03067	0.003756	38	8.17	<.0001	0.05	0.02307	0.03828	-2.22E-7

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	a2	a4	teta
1	a0	32.9554	203.47	24.1073	925.17	1.6073
2	a1	203.47	1322.89	153.51	5662.79	-45.4472
3	a2	24.1073	153.51	23.0428	711.25	2.6239
4	a4	925.17	5662.79	711.25	26889	86.4904
5	teta	1.6073	-45.4472	2.6239	86.4904	70926

Lampiran 17 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_4, X_5

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	614.3
AIC (smaller is better)	626.3
AICC (smaller is better)	629.0
BIC (smaller is better)	636.1

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	-154.57	29.8382	38	-5.18	<.0001	0.05	-214.97	-94.1610	-2.45E-6
a1	-1.0487	0.1348	38	-7.78	<.0001	0.05	-1.3216	-0.7758	-0.00001
a2	2.2340	0.5090	38	4.39	<.0001	0.05	1.2035	3.2644	-1.73E-6
a4	-0.2359	0.03879	38	-6.08	<.0001	0.05	-0.3144	-0.1573	-0.00006
a5	1.7121	0.3095	38	5.53	<.0001	0.05	1.0856	2.3385	-0.00025
teta	0.02953	0.003633	38	8.13	<.0001	0.05	0.02218	0.03689	-0.00006

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	a2	a4	a5	teta
1	a0	37.8268	225.55	27.2477	1013.28	3774.79	8.1754
2	a1	225.55	1448.93	169.16	6128.80	22540	0.9038
3	a2	27.2477	169.16	25.9218	776.27	2720.39	7.9032
4	a4	1013.28	6128.80	776.27	28682	101237	333.64
5	a5	3774.79	22540	2720.39	101237	376720	816.96
6	teta	8.1754	0.9038	7.9032	333.64	816.96	75805

Lampiran 18 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	613.5
AIC (smaller is better)	627.5
AICC (smaller is better)	631.2
BIC (smaller is better)	639.0

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	-157.39	30.5742	38	-5.15	<.0001	0.05	-219.28	-95.4963	-1.81E-7
a1	-1.0620	0.1363	38	-7.79	<.0001	0.05	-1.3379	-0.7862	-9.97E-7
a2	2.3033	0.5550	38	4.15	0.0002	0.05	1.1797	3.4269	-1.28E-7
a3	-0.03054	0.03393	38	-0.90	0.3737	0.05	-0.09923	0.03815	-0.00001
a4	-0.2207	0.04262	38	-5.18	<.0001	0.05	-0.3070	-0.1344	-4.68E-6
a5	1.7543	0.3211	38	5.46	<.0001	0.05	1.1043	2.4043	-0.00002
teta	0.02923	0.003596	38	8.13	<.0001	0.05	0.02195	0.03651	-4.61E-6

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	a2	a3	a4	a5	teta
1	a0	38.6675	229.27	27.6051	2262.65	1031.54	3858.49	4.8894
2	a1	229.27	1465.17	170.96	13468	6225.02	22911	-49.0211
3	a2	27.6051	170.96	24.9993	1639.54	775.01	2756.05	3.9364
4	a3	2262.65	13468	1639.54	133829	61187	225879	398.70
5	a4	1031.54	6225.02	775.01	61187	28921	103059	239.82
6	a5	3858.49	22911	2756.05	225879	103059	385055	488.08
7	teta	4.8894	-49.0211	3.9364	398.70	239.82	488.08	77452

Lampiran 19 *Generalized Poisson Regression* Y dengan X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6

Fit Statistics

-2 Log Likelihood	613.2
AIC (smaller is better)	629.2
AICC (smaller is better)	634.1
BIC (smaller is better)	642.3

Parameter Estimates

Parameter	Estimate	Standard Error	DF	t Value	Pr > |t|	Alpha	Lower	Upper	Gradient
a0	-158.06	31.4027	38	-5.03	<.0001	0.05	-221.63	-94.4896	0.00004
a1	-1.0533	0.1369	38	-7.70	<.0001	0.05	-1.3304	-0.7763	0.00022
a2	2.3526	0.6322	38	3.72	0.0006	0.05	1.0728	3.6324	0.000028
a3	-0.04021	0.03949	38	-1.02	0.3150	0.05	-0.1201	0.03973	0.002339
a4	-0.2234	0.04436	38	-5.04	<.0001	0.05	-0.3132	-0.1336	0.001044
a5	1.7138	0.3327	38	5.15	<.0001	0.05	1.0403	2.3873	0.004
a6	0.07307	0.1287	38	0.57	0.5735	0.05	-0.1875	0.3336	0.002872
teta	0.02910	0.003581	38	8.13	<.0001	0.05	0.02185	0.03635	0.001028

Hessian Matrix

Row	Parameter	a0	a1	a2	a3	a4	a5	a6	teta
1	a0	39.6986	236.94	28.2087	2327.21	1066.72	3961.93	2856.68	13.7447
2	a1	236.94	1526.37	176.25	13949	6461.32	23680	17059	34.0762
3	a2	28.2087	176.25	24.5528	1676.60	789.50	2816.51	2029.65	6.7100
4	a3	2327.21	13949	1676.60	137769	63297	232352	167707	946.99
5	a4	1066.72	6461.32	789.50	63297	29962	106578	76953	558.43
6	a5	3961.93	23680	2816.51	232352	106578	395432	285126	1374.14
7	a6	2856.68	17059	2029.65	167707	76953	285126	205682	1041.34
8	teta	13.7447	34.0762	6.7100	946.99	558.43	1374.14	1041.34	78065

BIODATA PENULIS

Penulis bernama lengkap Vriesia Endira Marita atau akrab disapa Vriesia dalam kesehariannya. Lahir di Kabupaten Mojokerto, pada tanggal 21 Maret 1996 dari pasangan Endro Djarwoto dan Budi Utami sebagai anak pertama dari 2 bersaudara. Pendidikan formal yang pernah ditempuh penulis diantaranya adalah di TK Sunan Ampel Mojokerto, SDN Sidomulyo 1 Mojokerto, SMPN 1 Bangsal Mojokerto, SMAN 1 Sooko Mojokerto, dan sekarang sedang menempuh pendidikan di Departemen Statistika Bisnis Institut Teknologi Sepuluh Nopember. Selama berkuliah, penulis juga aktif dalam berorganisasi di HIMADATA-ITS yaitu sebagai Tim Sekretaris HIMADATA-ITS 2015/2016 dan Sekretaris Departemen Media dan Informasi HIMADATA-ITS 2016/2017, serta menjadi Anggota UKAFO ITS 2014/2015.

Segala kritik, saran, dan pertanyaan untuk penulis dapat dikirimkan melalui alamat email vriesiaendira22@gmail.com atau bisa juga menghubungi di No. HP 0856-4855-0535. Terimakasih.